

Doctorat ParisTech

THÈSE

pour obtenir le grade de docteur délivré par

L'Institut des Sciences et Industries du Vivant et de l'Environnement (AgroParisTech)

présentée et soutenue publiquement par

Louise LEROUX

le 4 décembre 2015

Suivi et Caractérisation des Dynamiques de la Production Agricole en Afrique de l'Ouest par Télédétection à Moyenne Résolution Spatiale

Directrice de thèse : **Agnès BÉGUÉ**

Co-encadrement de la thèse : **Christian BARON** et **Danny LO SEEN**

Jury

M. Pierre DEFOURNY, Professeur, Université Catholique de Louvain (B)
M. Benjamin SULTAN, Directeur de Recherche, IRD, Paris (FR)
Mme Agnès BÉGUÉ, Chercheur (HDR), CIRAD, Montpellier (FR)
Mme Frédérique SEYLER, Directrice de Recherche, IRD, Montpellier (FR)
M. Grégory DUVEILLER, Chercheur (PhD), JRC, Ispra (IT)
M. François AFFHOLDER, Chercheur (PhD), CIRAD, Montpellier (FR)
M. Michel DESHAYES, Chercheur (PhD), GEOGLAM, Genève (SUI)

Rapporteur
Rapporteur
Directrice de Thèse
Présidente du Jury
Examineur
Examineur
Invité

Remote Sensing is as much an “art” as it is “science”, where procedures, regardless of their logical structures, demand equal amount of creative thinking and adaptive problem-solving skills.

James K. Lein 2012. Environmental Sensing Analytical Techniques for Earth Observation. Springer, 330 pp.

A Flo

A Camille, Dalva, Cléoma et Susan

A tous ces visages croisés sur les chemins du Burkina



Alimentaire
NDVI précipitations
Statistiques
Niger agricole
Mil Tendance
Niger MODIS
Surface agricole
cultivée
Culture
Précipitations
Alimentaire
Sahel
Alerte
familliale
Télédétection
Culture
Alimentaire
Occupation
Précoce
Rendement
surface
Mil
Modèle
Afrique
Niaméy
Statistiques
Télédétection
Précipitations
sol
cultiée
familliale
Télédétection
cultiée
Précoce
du Mil
Alerte
Sécurité
Agriculture
Modèle
Sahel
sol
Production
statistiques
SARRA
Occupation
Précoce

du
Mil
NDVI

production
model
Warning Pearl
Africa agriculture
SARRA MODIS
NDVI Remote Production Yield
Niger Niaméy Africa
Early agriculture Early Rainfall
Trend Statistics domain
Crop Food
Food security
warning
sahel
sensing
model
Millet
Millet
Sahel
Pearl
Cover
security
Early
Niger
Land
Trend
Sensing
model
Crop
Niger

Remerciements

Et voilà nous y sommes, le temps des remerciements. Qui aurait cru que ce serait peut-être la partie la plus ardue, remercier tout le monde, n'oublier personne, le tout en quelques mots. Trois ans c'est long, mais quand on se retourne, le temps a défilé à toute allure. Les routes qui nous semblaient droites au début se sont transformées en chemins étroits et sinueux mais finalement les obstacles que l'on croyait insurmontables d'une thèse ont été franchis les uns après les autres. Loin d'être une entreprise solitaire, tout ceci n'aurait bien évidemment pas été possible sans la participation, même la plus simple, de tout un chacun. Alors le plus difficile est peut-être de commencer...

*Directrice et
Co-encadrants
de thèse*

J'adresse tout naturellement mes premiers remerciements à l'équipe de choc qui m'a accompagné tout au long de ces trois années de thèse, m'a pris par la main et m'a emmené sur les voix de la recherche. Tout d'abord ma directrice de thèse, **Agnès Bégué**, mais qui est en fait bien plus que cela ! Mille mercis Agnès de m'avoir proposé ce sujet ; ambitieux et vaste mais ô combien passionnant; de m'avoir fait confiance et de m'avoir donné la liberté de l'emmener où je voulais. Merci également pour ton encadrement, tes précieux conseils, tes relectures et remarques toujours très constructives et ton soutien permanent dans toutes les étapes de la thèse. Merci également pour tout le reste, les à côté et les discussions de tous les jours pour me faire sortir la tête du guidon. Enfin tout simplement merci de m'avoir ouvert les portes du monde de la recherche, pour cela je te suis extrêmement reconnaissante. Mais l'aventure ne fait que commencer, je l'espère, bien des collaborations nous attendent.

Christian Baron, je te remercie également de m'avoir suivi dans cette thèse, de m'avoir fait découvrir le monde de SARRA-H et au-delà de ça de m'avoir donné les clés nécessaires à la compréhension des processus agronomiques. Merci pour ta bonne humeur, ton humour, ta générosité, du temps que tu as su m'accorder et de ton implication dans mes travaux.

Enfin, je remercie mon deuxième encadrant, **Danny Lo Seen** pour son optimisme, son enthousiasme et son calme olympien à toute épreuve. Merci pour le temps passer à la relecture de mes balbutiements scientifiques en anglais, pour avoir répondu à mes nombreuses questions à peu près dans tous les domaines que touche cette thèse et pour m'avoir réconforté dans mes moments de doute (mais que serait une thèse sans doute ?). Je te remercie également pour tous les moments de discussion hors thèse et tes conseils littéraires, cinématographiques ou musicaux. Grâce à toi, j'ai découvert la littérature nordique qui m'a permis de m'évader le soir après mes journées de boulot ! Merci aussi pour le chemin parcouru ensemble au Burkina, la fin fût mouvementée, mais au final ce n'est pas ce que l'on retiendra tant cette mission fût chouette.

En second lieux, je tiens tout particulièrement à remercier le Centre Régional **AGRHYMET** qui a contribué en de nombreux points à cette thèse aux travers de collaborations et d'échanges. Je pense particulièrement à **Bernardin Zoungrana** pour la partie « statistiques agricoles » et à **Seydou Traoré** pour ces conseils et ces connaissances sur la zone de Niamey nécessaires pour la modélisation du mil.

AGRHYMET

UMR TETIS

et son directeur

Bien évidemment, je ne pouvais que remercier l'UMR TETIS au sein de laquelle j'ai été accueilli au cours de cette thèse ainsi que son charismatique et énergique (et énergétique !) directeur **Jean-Philippe Tonneau** pour ces conseils, ses encouragements pendant la thèse et sur l'après thèse. Merci aussi (ainsi qu'à Agnès) de m'avoir fait confiance pour notre fameuse expertise AFD, je vous ai un peu abandonné sur la fin, mais tu comprends, j'avais une thèse à finir :)... Bien évidemment cette thèse n'aurait pas été possible sans l'appui logistique et administratif d'**Annie Huguet**, **Nathalie Jean**, **Alain Clopes** (pour la partie informatique), **Jean Claude Lorente**, **Sylvie Blin**, **Isabelle Altier** et **Véronique Jalabert**.

Merci au **CIRAD** pour avoir financé cette thèse ainsi qu'au **CNES** (projet TOSCA-DYNAFRIQUE) et au projet **FP7 SIGMA** pour leur soutien financier m'ayant permis de participer à plusieurs conférences et de partir en mission au cours de ces trois ans.

Financiers

Jury de thèse

Je remercie chaleureusement les rapporteurs de ce travail de thèse, **Benjamin Sultan** et **Pierre Defourny**, pour leur lecture attentive du manuscrit, leurs remarques et suggestions constructives. Je remercie également les examinateurs de mes travaux pour ces moments d'échanges lors de la soutenance de thèse et qui ont permis de faire émerger de nouvelles réflexions (en espérant avoir le temps de creuser cela davantage) : **François Affholder** et **Grégory Duveiller**. Merci aussi à **Frédérique Seyler** d'avoir présidé mon jury et enfin je remercie également **Michel Deshayes** d'avoir accepté mon invitation pour participer à cette thèse et pour sa relecture du manuscrit.

J'adresse toute ma gratitude aux personnes qui ont participé aux différents comités de thèse et qui m'ont permis d'échanger autour de ce sujet, qui ont su m'éclairer sur de nombreux points, me faire prendre les bonnes directions : **Agnès Bégué**, **Christian Baron**, **Danny Lo Seen**, **François Kayitakire**, **Laurent Kergoat**, **Bernardin Zoungrana**, **Jacques Imbernon**, **Nicolas Bricas** et **Pierre-Yves Vyon**. Un merci tout particulier à **François**, pour ton accueil au JRC et ta sympathie. Ce fût un séjour très enrichissant tant sur le plan scientifique que personnel.

Dans le même temps, je remercie également l'Ecole Doctorale **SIBAGHE** (nouvellement GAIA) dans laquelle s'inscrit cette thèse.

Comité de thèse et Ecole Doctorale

Sur le terrain

Et oui, malgré le fait que cette thèse traite beaucoup du Niger, je n'ai malheureusement pas eu l'occasion de m'y rendre, mais ce n'est que partie remise ! En revanche j'ai parcouru le Burkina Faso, expérience très enrichissante pour cette thèse et m'ayant permis notamment de mettre une image sur cette complexité des paysages agricoles africains qui a marqué différents aspects de mes travaux. Je salue mes deux compagnons de route de l'unité, **Danny Lo Seen** et **Stéphane Dupuy**, pour le meilleure et même pour le pire, une mission qui termine bien c'est trop facile (☺). Bien évidemment, je remercie également **Médina**, **Kalifa**, **Abou** et **Bertin** pour nous avoir accompagnés. Merci aussi à **Michel Harvard** pour ton accueil à Bobo et de nous avoir fait découvrir les maquis bobolés. Une pensée également pour l'équipe du CIRAD sur place pour l'organisation des missions, notamment **Aicha** et **Jacqueline**. Enfin, un grand merci à **Ibra Touré** et à sa famille pour leur accueil chaleureux en toutes circonstances.

Promis je reviendrais et tout se passera bien.

Mes pensées se tournent également vers tous mes collègues de bureau et/ou boulot qui ont contribué à leur manière au bon déroulement de cette thèse au cours de discussions, parfois endiablées, à la MTD ou à l'extérieure, à la pause du midi ou au détour d'un couloir. En premier lieu je pense bien évidemment à ceux qui ont partagés mon bureau, par ordre d'apparition : **Mathieu**, bon courage pour cette fin de thèse et bon vent pour la suite ; **Mickael**, **Valérie**, je te remercie pour tous tes conseils et toutes tes réponses apportées à mes interrogations de jeune thésarde, je te souhaite tout plein de bonnes choses ; **Camille**, merci pour ta bonne humeur au quotidien ; **Fabio** et **Béa**. Merci aussi à **Annelise** (voisine de porte de bureau), **Jean-Baptiste** et **Xavier Augusseau** pour leurs conseils avisés. Dans le désordre, je remercie également **Samuel**, **Coralie**, **Leslie**, **Jennifer**, **Julie**, **Mohammad**, **Sylvie**, **Valentine**, **Dino**, **Guerric**, **Maguelonne**, **Nathalie**, **Alain**, **Stéphane**, **Héloïse**... Une pensée toute particulière pour **Mar** (je croise les doigts pour toi). Enfin je voudrais chaleureusement remercier **Audrey Jolivot**, pour le temps que tu as su consacrer à cette thèse et d'avoir accepté le défis de cartographier Niamey avec du Landsat (☺), et **Claire Dupaquier**, ma « copine d'école », pour avoir été présente depuis la licence jusqu'à la fin de cette thèse, pour ton écoute et ta gentillesse et aussi pour ton coup de main pour la relecture du manuscrit.

*Collègues de
boulot et de
bureau*

La suite

Merci à **Eric Scopel** et à **AÏDA** de m'accueillir pour la suite, de me donner l'occasion de participer à cette grande aventure Ciradienne et de continuer à travailler sur des problématiques qui me sont chères. Je suis également très reconnaissante à mon staff de préparation pour l'oral du poste, **Danny**, **Jean-Baptiste**, **Christian**, **Jean-Philippe**, **Xavier** et **Annelise**.

Dans cette catégorie je souhaite remercier **Marielle Gosset** pour ses conseils sur les données d'estimation des précipitations par satellite, **Johanna Ramarohetra** pour ses conseils sur SARRA-H et la mise en forme des données et **Philippe Roudier** pour ses scripts R (toujours pour SARRA-H) et la mise à disposition des données pluies.

Sans transition aucune, je suis très reconnaissante à **Johan Oszwald** et **David Sebag**, avec qui j'ai eu la chance de travailler au cours de mes stages de Master, pour m'avoir mis le premier pied dans la recherche, le deuxième en Afrique et pour m'avoir encouragé à faire une thèse.

*Les
inclassables*

Les copains

Merci aux **copains d'enfance**, aux **copains d'école**, aux **copains de poney** (et aux poneys) et aux **copains de musique** (merci le Fitz aussi !) pour tous les bons moments passés, nécessaires pour surmonter toutes les étapes de cette expérience haute en couleurs et forte en émotions. J'en profite pour adresser tous mes encouragements à mes deux copains d'école eux aussi embarqués dans une folle escapade de trois ans : **Ma Marine**, tu tiens le bon bout et sois fière du chemin parcouru, la ligne d'arrivée est proche ; **Arnaud**, bienvenu à bord et profite de ces trois ans à fond (à moins qu'il ne te reste deux ans, que le temps passe vite)!

Parce que sans eux, rien de cela n'aurait été possible, je remercie bien évidemment toute **ma famille** et particulièrement **mon papa** et **ma maman** pour m'avoir accompagné, pour leur soutien sans faille jusque dans ces dernières années et m'avoir laissé tracer ma route en toute liberté. Merci **papi** pour tes

Famille et al.

coups de téléphone hebdomadaires au cours de ces trois dernières années, j'espère que derrière tout mon jargon scientifique tu sauras décrypter les grandes lignes de cette thèse, promis je t'expliquerais. Une grosse pensée à mon frère **Camille** (le guitariste philosophe), et à **mes petites sœurs**, **Dalva** (la batteuse), **Cléoma** (la clarinettiste) et **Susan** (la pianiste), à nous cinq nous aurions pu faire un beau quintet. Désolée pour cet éloignement et ces absences répétées qui m'ont empêché de vous voir grandir, malgré tout je vous aime et c'est pour toutes ces raisons que je vous dédis cette thèse. Merci tout particulier à mon frère **Camille** et à ma tante **Sonia** de m'avoir fait la surprise de venir à Montpellier pour partager ce moment si particulier avec moi. Enfin, parce qu'en grandissant, la jeune pousse se ramifie, je remercie chaleureusement la **famille Boret** pour leur convivialité, la bonne humeur de leur visite, pour les légumes frais et les bons petits plats ☺ et merci Blandine pour les vêtements en Wax !

Merci à toi,

Florian pour avoir été là tous les jours et avoir subi toutes les conséquences de ce travail, les sautes d'humeur, les hésitations, les remises en causes, les moments de panique mais également tous les moments de joie. La thèse est un labyrinthe mais nous en voyons la sortie. Merci pour ta participation directe à ce travail, les coups de main en GDAL et en SIG en général, la relecture du manuscrit. Merci pour ta douceur, ta patience et ton amour au quotidien. Nous avons commencé cette thèse ensemble, nous continuons l'aventure ensemble, merci de me suivre les yeux fermés vers de nouveaux horizons. *Né bi fè*

Résumé

Aujourd'hui estimée à 831 millions, la population africaine devrait atteindre les 3.8 milliards à l'horizon 2100. A ces changements démographiques se surimposent de profondes modifications environnementales, notamment climatiques, qui, dans une région où l'agriculture est dominée par les cultures pluviales, impacteront négativement les productions agricoles. Par conséquent, les moyens de suivre la production agricole doivent être renforcés afin de réduire la vulnérabilité des populations à l'insécurité alimentaire et permettre la mise en place de mesures d'adaptation et de gestion du risque. Dans ce contexte, la télédétection, de par sa vision synoptique, actualisée et objective sur l'état de la surface terrestre, constitue une source d'information pertinente pour le suivi de l'agriculture à l'échelle régionale et son utilisation dans le cadre des systèmes de suivi de la sécurité alimentaire (SAP) pourrait être renforcée.

Cette thèse se propose d'explorer de nouvelles pistes méthodologiques pour le suivi et la caractérisation de la production agricole en Afrique de l'Ouest dans les SAP à partir des possibilités offertes par la télédétection à moyenne résolution spatiale. Plus spécifiquement nous abordons le suivi des surfaces cultivées et le suivi des rendements pour les aspects conjoncturels et le suivi des tendances de la production de biomasse pour les aspects structurels. Dans un premier temps, nous avons cherché à évaluer la qualité et la fiabilité du produit MODIS Land Cover (LC) pour l'estimation et la localisation des surfaces cultivées à l'échelle régionale. Au travers d'une comparaison avec des statistiques agricoles, nous avons montré d'une part une bonne capacité du produit à estimer et reproduire la variabilité interannuelle des surfaces à l'échelle nationale. D'autre part, nous avons mis en évidence une corrélation significative ($R^2=0.62$) entre la fragmentation des paysages agricoles et la précision du produit qui nous a permis d'obtenir une cartographie des erreurs du produit MODIS LC à l'échelle régionale. Si une part importante des erreurs d'omission (12%) et de commission (20%) reste incompressible en raison de la résolution du produit et de l'hétérogénéité spatiale des paysages agricoles africains, nous avons montré la méthode de Pareto qu'un gain important de précision pourrait être obtenu en adaptant les algorithmes actuels. La seconde partie de cette thèse a été consacrée au suivi des rendements au Niger. Pour aller vers une estimation spatialisée des rendements, deux approches utilisant des données de télédétection et le modèle de culture SARRA-H ont été comparées: (i) un modèle empirique basé sur le NDVI pour estimer la biomasse aérienne et sur le CWSI pour l'indice de récolte et (ii) le modèle SARRA-H alimenté par des données d'estimation des précipitations par satellite. Comparés aux statistiques agricoles, le premier modèle permet de bien reproduire la variabilité interannuelle des rendements ($r=0.82$) due à une prise en compte de l'ensemble des facteurs impactant les rendements, tandis que le second modèle donne davantage une indication sur les rendements atteignables. Enfin, dans la troisième partie de cette thèse, l'analyse des tendances de séries temporelles de NDVI MODIS a permis de mieux caractériser les dynamiques de la production de biomasse à l'échelle régionale et à l'échelle locale au Niger. A l'échelle du Sahel nous montrons que les tendances à l'augmentation de la production de biomasse sont principalement dues à des conditions climatiques plus favorables, tandis que la réduction de la production de biomasse est expliquée par une combinaison de facteurs climatiques et humains, mais aussi uniquement par les activités anthropiques. Ces résultats régionaux ont été évalués à l'échelle locale, autour de la ville de Niamey, où les facteurs déterminants de la production de biomasse ont été estimés en mettant en relation les tendances de NDVI avec différents facteurs environnementaux, démographiques et d'accessibilité par un algorithme de RandomForest. Les résultats montrent que les changements dans la production de biomasse sont déterminés à la fois par la pluviométrie, mais également par les types de sol et les contraintes d'accessibilité physique.

Cette thèse, à la fois par les méthodes mises en place et par les résultats obtenus, offre de nouvelles perspectives pour le suivi de l'agriculture à l'échelle régionale contribuant ainsi au renforcement de l'efficacité des SAP autant dans leur fonction d'alerte que dans leur fonction de surveillance ; l'arrivée prochaine des données Sentinel-2 à haute résolution spatiale et temporelle devrait permettre de considérablement renforcer notre démarche.

Mots clés : Sécurité alimentaire, production agricole, Afrique de l'Ouest, Niger, MODIS, série temporelle, NDVI, analyse de tendances, rendements, surfaces cultivées, statistiques agricoles.

Abstract

The African population is now estimated at 831 million and is projected to reach 3.8 billion in 2100. In addition to those human demography changes, deep-rooted environmental changes, including climate change will probably negatively affect agricultural production in a region dominated by rainfed farming systems. Consequently, agricultural production monitoring has to be strengthened in order to reduce the population' vulnerability to food insecurity and to allow the implementation of effective adaptation and risk mitigation measures. Remotely sensed observations give synoptic, timely and objective information on the state of Earth surfaces and thus constitute a reliable source of information for agricultural monitoring at a regional scale and its use in the framework of the food security monitoring systems (EWS) might be reinforced.

This thesis investigates different methodological approaches based on moderate resolution remote sensing products from MODIS for the monitoring and characterization of agricultural production in West Africa. In particular three aspects are addressed: cropland, yield monitoring and biomass production trends. First, we assess the quality and reliability of the MODIS Land Cover (LC) product for locating and estimating crop areas at a regional scale. Using agricultural statistics, we show that the MODIS LC product allows a good estimation of crop acreage and dynamics at regional and national scales. Then, concerning the cropland spatial distribution, our findings highlight a strong relationship between the MODIS LC product user accuracy and the fragmentation of agricultural landscapes ($R^2=0.62$). Based on these results, we produced a regional map of the MODIS LCP accuracy for cropland classes at regional scale. In addition, we used the Pareto Boundary method to isolate the part of incompressible errors (12% for omission errors and 20% for commission errors) due to the low resolution of the data and the high heterogeneity of African agricultural landscapes, from the part that could be directly linked to the performance of the adopted classification algorithm. The second part of the thesis is devoted to yield monitoring in West Africa focusing on a South-West Niger site. In a move towards spatialized yield estimation, two approaches based on remote sensing and the SARRA-H crop model were tested and compared: (i) an empirical statistical model derived from MODIS NDVI to estimate aboveground biomass and the CWSI to estimate the Harvest Index, and (ii) the SARRA-H crop model using satellite rainfall estimates products as input data. When compared to official agricultural statistics, the first model allows a good year-to-year yield variability estimation ($r=0.82$) owing to an implicit integration of yield limiting and reducing factors. The second method gives more of an indication about exploitable yield. In the final part, the analysis of MODIS NDVI time series allowed a better characterization of biomass production dynamics at regional and local scales. At the scale of the Sahelian region, we found that greening trends, meaning an increase in biomass production, are induced mainly by climatic factors, while the browning trends seems to be linked either to a combination of climate and human impacts or to human activities only. At local scale (South West Niger), we further analyzed the main drivers of biomass production changes by relating NDVI trends to a set of potential drivers using the RandomForest algorithm. The results revealed that biomass production dynamics are determined both by annual rainfall as well as soil type and land accessibility constraints.

The methodological developments made and results obtained in this thesis open new perspectives for monitoring agriculture at regional scale and thus might contribute to strengthening the EWS effectiveness in both their monitoring and warning functions. Moreover, the upcoming availability of Sentinel-2 data with higher spatio-temporal resolutions should contribute to significantly strengthen our approach.

Key words: Food security, agricultural production, West Africa, Niger, MODIS, time series, NDVI, trend analysis, yield, agricultural domain, agricultural statistics .

Table des Matières

REMERCIEMENTS	9
RESUME	14
ABSTRACT	15
TABLE DES MATIERES	16
ACRONYMES	21
INTRODUCTION	24
LE CONTEXTE	24
LA SECURITE ALIMENTAIRE : LES PROGRES ACCOMPLIS, LES DEFIS A VENIR	24
LES SYSTEMES D'ALERTE PRECOCE POUR LA SECURITE ALIMENTAIRE (SAP)	24
LA TELEDETECTION COMME OUTIL DE SUIVI DE L'AGRICULTURE A LARGE ECHELLE	25
LA TELEDETECTION DANS LES SYSTEMES D'ALERTE PRECOCE POUR LA SECURITE ALIMENTAIRE	26
OBJECTIFS ET QUESTIONS DE RECHERCHE	26
PLAN DE LA THESE	27
CHAPITRE I : SECURITE ALIMENTAIRE, PRODUCTION AGRICOLE ET TELEDETECTION EN AFRIQUE	32
1. DEFINITIONS, CONCEPTS ET ETAT DES LIEUX DE LA SECURITE ALIMENTAIRE	33
1.1. DEFINITION DE LA SECURITE ALIMENTAIRE ET DE SES INDICATEURS	33
1.2. L'ETAT DE LA SECURITE ALIMENTAIRE EN AFRIQUE EN 2015 : ENTRE PROGRES GENERAL ET ACCROISSEMENT DES DISPARITES	35
1.3. TYPOLOGIE ET CAUSES DE L'INSECURITE ALIMENTAIRE EN AFRIQUE	36
1.3.1. Un environnement très contraignant	38
1.3.2. Une croissance démographique forte	39
1.3.3. Des systèmes de production peu performants	40
1.3.4. Les risques politique, économique et sanitaire	40
1.4. LES SYSTEMES D'ALERTE PRECOCE POUR LA SECURITE ALIMENTAIRE	41
1.4.1. Définitions	41
1.4.2. Présentation des principaux systèmes d'alerte précoce	42
2. LA PRODUCTION AGRICOLE EN AFRIQUE DE L'OUEST	45
2.1. L'AFRIQUE DE L'OUEST, PRESENTATION GENERALE	45
2.2. LES PRINCIPAUX SYSTEMES DE PRODUCTION	46
2.3. EVOLUTION DE LA PRODUCTION AGRICOLE EN AFRIQUE DE L'OUEST : UNE PRODUCTION QUI AUGMENTE ?	48
2.4. LES STATISTIQUES AGRICOLES EN AFRIQUE DE L'OUEST : ENTRE NECESSITE ET PROBLEME DE QUALITE ET DE DISPONIBILITE	49
3. TELEDETECTION ET SUIVI DE LA PRODUCTION AGRICOLE	51

3.1.	LA TELEDETECTION POUR LE SUIVI DE L'AGRICULTURE A L'ECHELLE REGIONALE	52
3.1.1.	Les systèmes opérationnels de suivi de l'agriculture à large échelle à partir d'observations satellitaires	52
3.1.2.	Cartographie des surfaces cultivées à l'échelle régionale	53
3.1.3.	Suivi de la croissance des cultures : les anomalies	58
3.1.4.	Suivi et estimation de la biomasse et des rendements	60
3.2.	DE L'USAGE DE LA TELEDETECTION DANS LES PRINCIPAUX SYSTEMES D'ALERTE PRECOCE EN AFRIQUE	65
3.2.1.	Suivi des conditions agro-climatiques	65
3.2.2.	Détection des anomalies de croissance de la végétation	66
3.2.3.	Cartographie des surfaces cultivées	67
3.2.4.	Suivi des rendements	68

CHAPITRE II : DONNEES ET OUTILS **72**

1.	LE NIGER ET LE SITE DU DEGRE CARRE DE NIAMEY	72
1.1.	LE NIGER : PRESENTATION GENERALE	72
1.2.	LE SITE DU DEGRE CARRE DE NIAMEY	76
2.	DONNEES UTILISEES	79
2.1.	LES DONNEES MODIS	79
2.1.1.	Produit Végétation de MODIS (MOD13Q1)	80
2.1.2.	Produit MODIS Land Cover (MCD12Q1)	81
2.1.3.	Produit MODIS Température de Surface (MOD11A2)	83
2.2.	LES DONNEES AGRO-CLIMATIQUES	79
2.2.1.	Les données d'estimation des précipitations par satellite	83
2.2.2.	Les données d'observations au sol pluviométriques et climatologiques	84
2.3.	LES STATISTIQUES AGRICOLES	85
2.3.1.	FAOSTAT	85
2.3.2.	AGRHYMET	85
2.4.	AUTRES DONNEES	85
2.4.1.	Données pédologiques et topographiques	86
2.4.2.	Accessibilité	86
2.4.3.	Démographie	87
2.4.4.	Base de données sur l'occupation du sol	87
3.	LES METHODES	90
3.1.	LES INDICES « TELEDETECTION »	90
3.1.1.	Les indices de productivité de la végétation	90
3.1.2.	Le CWSI : un indice de stress hydrique des cultures	91
3.1.3.	Les indicateurs saisonniers et intra-saisonniers de la saison des pluies	92
3.1.4.	Les indices de fragmentation paysagère	92
3.2.	LES OUTILS STATISTIQUES	93
3.2.1.	Les indicateurs d'écarts statistiques	93
3.2.2.	Les indicateurs de liaisons entre variables	94
3.2.3.	La précision d'une classification	94
3.3.	LES MODELES	95
3.3.1.	Le modèle de croissance des céréales SARRA-H	95

CHAPITRE III : VERS UNE MEILLEURE PRECISION DES PRODUITS GLOBAUX D'OCCUPATION DU SOL**100**

1. METHODE ADOPTEE	101
1.1. ESTIMATION DES SURFACES CULTIVEES PAR LE PRODUIT MODIS LC	101
1.2. EVALUATION DE LA PRECISION DU PRODUIT MODIS LC POUR LA LOCALISATION DU DOMAINE CULTIVE	102
1.3. CARACTERISATION DE LA FRAGMENTATION DES PAYSAGES AGRICOLES	104
La fragmentation du paysage	104
Analyse des métriques paysagères	104
2. RESULTATS	104
2.1. MODIS LC vs STATISTIQUES	104
Pour l'estimation des surfaces cultivées à différentes échelles spatiales	104
Pour la caractérisation de la variabilité inter-annuelle des surfaces cultivées	105
2.2. PRECISION SPATIALE DU PRODUIT MODIS LC POUR LA LOCALISATION DU DOMAINE CULTIVE	106
2.3. HETEROGENEITE SPATIALE ET FRAGMENTATION VS CARTOGRAPHIE DES INCERTITUDES	109
3. DISCUSSION	110
3.1. SUR LA PRECISION STATISTIQUES DES SURFACES CULTIVEES	111
3.2. SUR LA PRECISION SPATIALE DU PRODUIT MODIS LC ET LA RELATION AVEC LES SYSTEMES DE PRODUCTION	111
3.3. RECOMMANDATIONS PRATIQUES	113

CHAPITRE IV : VERS UNE ESTIMATION SPATIALISEE DES RENDEMENTS CEREALIERS**116**

1. METHODES ET DONNEES	119
1.1. DEMARCHE GENERALE	119
1.2. SIMULATION DES RENDEMENTS AVEC LE MODELE SARRA-H	121
1.3. MISE EN PLACE DU MODELE « TELEDETECTION »	123
1.4. APPROCHE « MODELISATION » A PARTIR DES DONNEES D'ESTIMATION DES PRECIPITATIONS PAR SATELLITE	124
2. RESULTATS	125
2.1. SIMULATION DES RENDEMENTS DU MIL PAR LE MODELE SARRA-H	125
2.2. RESULTATS DE L'APPROCHE « TELEDETECTION »	125
2.2.1. Estimation de la biomasse basée sur le NDVI	125
2.2.2. Estimation de l'indice de récolte basé sur le CWSI	127
2.2.3. Estimation des rendements basés sur le NDVI et le CWSI (LST)	128
2.3. RESULTATS DE L'APPROCHE « MODELISATION »	130
2.3.1. Comparaison des caractéristiques saisonnières et intra-saisonnières	130
2.3.2. Quels impacts sur l'estimation des rendements ?	131
2.4. VERIFICATION ET COMPARAISON DES APPROCHES	133
3. DISCUSSION	135
3.1. SUR L'APPROCHE « TELEDETECTION »	136
3.1.1. Estimation de la biomasse par le NDVI	136
3.1.2. Estimation de l'indice de récolte par le CWSI	137
3.1.3. Estimation des rendements en mil	137

3.2. SUR L'APPROCHE « MODELISATION »	138
3.3. LIMITES DES APPROCHES	139
3.3.1. Approche « télédétection »	139
3.3.2. Approche « modélisation »	140
3.3.3. Comparaison des deux approches : les avantages et les inconvénients	140

CHAPITRE V : VERS UNE MEILLEURE COMPREHENSION DES DYNAMIQUES DE LA PRODUCTION DE BIOMASSE

1. ANALYSE DES DETERMINANTS DE LA DYNAMIQUE DE LA PRODUCTION DE BIOMASSE VEGETALE DE L'ECHELLE REGIONALE A L'ECHELLE LOCALE	144
1.1. ANALYSE A L'ECHELLE REGIONALE EN AFRIQUE	144
1.2. ANALYSE A L'ECHELLE LOCALE EN AFRIQUE	145
2. OBJECTIFS ET DEMARCHE GENERALE	146
3. METHODES	148
3.1. TENDANCES DE LA PRODUCTION DE BIOMASSE A L'ECHELLE REGIONALE	149
3.1.1. Différence Σ NDVI Culture – Végétation naturelle	149
3.1.2. Tendances de la production de biomasse	149
3.1.3. Corrélation production de biomasse – pluviométrie	150
3.1.4. Tendances dans les résidus (RESTREND)	151
3.2. FACTEURS DE CHANGEMENT DANS LA PRODUCTION DE BIOMASSE	151
3.2.1. A l'échelle régionale	151
3.2.2. A l'échelle locale	151
4. RESULTATS ET DISCUSSION	153
4.1. LES TENDANCES DE LA PRODUCTION DE BIOMASSE AU SAHEL : IMPACTS DES CHANGEMENTS D'OCCUPATION DU SOL VS IMPACTS DE LA PLUIE	153
4.1.1. Analyse de la différence Σ NDVI Culture – Végétation naturelle et impact potentiel sur les tendances	153
4.1.2. Quelles tendances de la production de biomasse au cours de la période 2000-2010 ?	155
4.1.3. Quelles relations avec la pluviométrie ?	158
4.2. QUELS SONT LES FACTEURS DE LA PRODUCTION DE BIOMASSE ?	159
4.2.1. A l'échelle du Sahel : Classification des facteurs et explications possibles au regard de la littérature	159
4.2.2. A l'échelle du site du DC : Analyse des facteurs de la production de biomasse	161
4.3. DISCUSSION GENERALE SUR LA DEMARCHE	166
CONCLUSION	172

LES CONTRIBUTIONS DE LA THESE	172
CONTRIBUTIONS METHODOLOGIQUES ET SCIENTIFIQUES	172
CONTRIBUTIONS POUR LES SYSTEMES D'ALERTE PRECOCE ET LA SECURITE ALIMENTAIRE	175
PERSPECTIVES DE LA THESE	177
VERS D'AUTRES RECHERCHES ?	177
VERS D'AUTRES CONTRIBUTIONS POUR LA SECURITE ALIMENTAIRE ?	179

PERSPECTIVES GENERALES	179
LISTE DES FIGURES	181
LISTE DES TABLEAUX	185
LISTE DES ENCADRES	186
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	187
ANNEXES	197

ACRONYMES

ACP	Analyse en Composante Principale
AgRISTARS	Agriculture and Resource Inventory Surveys Through Aerospace Remote Sensing
AMMA-CATCH	African Monsoon Multidisciplinary Analysis- Coupling the tropical ATmosphere and the Hydrological Cycle
ARVI	Atmospherically Resistant Vegetation Index
ASI	Agricultural Stress Index
BIC	Bayesian Information Criterion
BRDF	Bidirectional Reflectance Distribution Function
CEDEAO	Communauté Economique des Etats de l'Afrique de l'Ouest
CILSS	Comité Interétatique de Lutte contre la Sécheresse au Sahel
CSE	Centre de Suivi Ecologique
CV	Coefficient de Variation
CV-MVC	Constrained View angle-Maximum Value Composites
CWSI	Crop Water Stress Index
DOY	Day Of Year
DNPGA	Dispositif National de Prévention et Gestion des crises Alimentaires
ESA	European Space Agency
EVI	Enhanced Vegetation Index
FAO	Food and Agricultural Organization
FAOSTAT	Food and Agricultural Organization Corporate Statistical database
FAPAR	Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation
FEWS-NET	Famine Early Warning System – NETwork
FAS	Foreign Agricultural Service
GPCP	Global Precipitation Climatology Center
GIEWS	Global Information and Early Warning System
GIMMS	Global Inventory and Modelling Monitoring Studies
GLAM	Global Agricultural Monitoring
GAI	Green Area Index
HI	Harvest Index
IIASA	International Institute for Applied Systems Analysis
IGBP	International Geosphere-Biosphere Programm
IWMI	International Water Management Institute
JRC	Joint Research Centre
LACIE	Large Area Crop Inventory Experiment
LCCS	Land Cover Classification Systems
LAI	Leaf Area Index
LST	Land Surface Temperature
LTDR	Long Term Data Record
LULCC	Land Use Land Cover Changes
MARS	Monitoring Agricultural ResourceS
%MBE	Percentage Mean Bias Error
ME	Mean Error
MNT	Modèle Numérique de Terrain
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MSD	Mean Signed Difference
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NDWI	Normalized Difference Water Index

NOAA-AVHRR	National Oceanic and Atmospheric Administration-Advanced Very High Resolution Radiometer
OLS	Ordinary Least Square regression
PAL	PAthfinder Land dataset
PIR	Proche InfraRouge
PVI	Perpendicular Vegetation Index
R	Rouge
RMSE	Root Mean Square Error
RRMSE	Relative Root Mean Square Error
RVI	Ratio Vegetation Index
SAVI	Soil Adjusted Vegetation Index
SRFE	Satellite RainFall Estimates
SAP	Système d'Alerte Précoce
SARRA-H	Système d'Analyse Régionale des Risques Agroclimatologiques Version H
SRTM	Shuttle Radar Topography Mission
TCI	Temperature Condition Index
TRMM	Tropical Rainfall Measuring Mission
UEMOA	Union Economique et Monétaire Ouest africaine
USAID	United States Agency for International Development
VCi	Vegetation Condition Index
VHI	Vegetation Health Index
WRSI	Water Requirement Satisfaction Index
ZCIT	Zone de Convergence Inter-Tropical

« L'oiseau ne fait jamais palabre avec l'arbre car il finit toujours par s'y poser »
(proverbe ivoirien)



Introduction

Introduction

Le contexte

La sécurité alimentaire : les progrès accomplis, les défis à venir

Réduire de moitié l'extrême pauvreté et la faim pour 2015 était le premier des huit objectifs fixés lors de l'adoption des Objectifs du Millénaire pour le Développement (« Millennium Development Goals ») en 2000 par les chefs d'états du monde entier et sous l'égide des Nations Unies. La date butoir de 2015 est aujourd'hui atteinte, l'heure du bilan est donc arrivée. A l'échelle mondiale, les projections estiment aujourd'hui à environ 795 millions le nombre de personnes sous-alimentées. Dans les pays en développement, la proportion de personnes en situation d'insécurité alimentaire chronique serait passée de 23.3% en 1990-1992 à 12.9% en 2014-2016, la cible de l'Objectif n°1 est donc quasiment atteinte (United Nations, 2015).

Cependant, malgré ces progrès remarquables acquis depuis le début du 21^{ème} siècle, toutes les régions du monde n'ont pas progressé au même rythme. Si la prévalence de la sous-alimentation a été réduite de près de 10 % passant de 33% à 23% en Afrique sub-saharienne, le nombre de personnes souffrant d'insécurité alimentaire structurelle s'est alourdi, notamment en raison du fort taux de croissance démographique que connaît la région. Le continent compte aujourd'hui 220 millions de personnes sous-alimentées contre 175 millions en 1990-1992 (FAO, 2015; United Nations, 2015). Au regard des changements à venir, les débats autour de la sécurité alimentaire et des défis à relever en Afrique sub-saharienne doivent rester au cœur des préoccupations politiques et scientifiques au-delà de cette année 2015. **Changements démographiques** tout d'abord, car avec un taux de croissance démographique estimé à 2.6% par an, les projections prévoient un triplement du nombre de bouches à nourrir d'ici 2100. Une augmentation de la production agricole est donc nécessaire pour soutenir le rythme et assurer la sécurité alimentaire des populations. **Changements climatiques** ensuite, à la fois modification des régimes climatiques (augmentation des températures, modification de la saisonnalité et de la distribution des pluies, etc.), mais également augmentation du nombre d'événements extrêmes (sécheresses, inondations, etc.). Dans un contexte où l'alimentation des populations dépend étroitement des cultures pluviales, des mesures d'adaptation aux risques climatiques devront être envisagées de façon plus systématique qu'aujourd'hui afin de limiter l'impact sur la production agricole et sur la sécurité alimentaire. Enfin, incertitudes quant à l'évolution des **situations sécuritaires ou épidémiologiques** en Afrique sub-saharienne. Pour le Nord du Nigéria, en proie à des attaques meurtrières perpétrées par le groupe islamiste Boko Haram depuis le début 2014, la situation alimentaire en juin 2015 est, par exemple, considérée comme préoccupante en raison du déplacement des populations vers les centres urbains, d'une participation très limitée aux travaux de préparation des sols et d'une forte perturbation des marchés¹. Ainsi, il existe à la fois un besoin accru de suivi de la production agricole et notamment de la disponibilité alimentaire à court terme, mais également à plus long terme afin de réduire la vulnérabilité des populations face aux changements climatiques et démographiques.

Les systèmes d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire (SAP)

L'Afrique sub-saharienne a connu dans les années 1970-1980 de grands épisodes de famine faisant suite à d'importantes sécheresses. Consécutivement à cela, des systèmes nationaux ou régionaux de surveillance de la sécurité alimentaire et d'alerte précoce ont été mis en place afin de détecter les situations présentant un risque de crise alimentaire. Ils permettent de prendre les mesures nécessaires pour garantir une alimentation suffisante aux ménages au travers notamment de l'aide

¹ <http://www.fews.net/fr/west-africa/nigeria>

alimentaire ou du recours aux importations. Ainsi le mandat des systèmes d'alerte précoce est double : à la fois un rôle d'alerte en cas de crise imminente permettant de gérer les situations d'**insécurité alimentaire conjoncturelle** et un rôle de surveillance afin d'évaluer les changements dans les systèmes de production et la vulnérabilité des populations sur le long terme (**insécurité alimentaire structurelle**).

Les systèmes d'alerte précoce interviennent sur toutes les dimensions de la sécurité alimentaire dont la disponibilité alimentaire. Pour ce faire, des données fiables et accessibles en temps opportun sont nécessaires pour effectuer un suivi régulier au cours de la saison des cultures des conditions agro-climatiques, du développement des cultures et des prévisions de rendements (Justice and Becker-Reshef, 2007). La démarche classique de ces systèmes repose sur des enquêtes agricoles, des observations agro-climatiques, ainsi que des sorties de modèle agro-météorologique pour effectuer un suivi du déroulement de la campagne agricole et estimer la production agricole par l'évaluation des surfaces emblavées et des rendements. Dans la continuité des systèmes de suivi de l'agriculture à large échelle, notamment le programme LACIE (Large Area Crop Inventory Experiment) initié en 1974 aux Etats-Unis, la télédétection, de par la vision synoptique, répétitive et continue dans le temps et dans l'espace de la surface terrestre, est devenue un outil indispensable au fonctionnement des SAP. Il existe aujourd'hui de nombreux SAP opérationnels en Afrique, parmi lesquels FEWS-NET (Famine Early Warning System – NETwork) de l'USAID (l'agence des Etats-Unis pour le développement International), GIEWS (Global Information and Early Warning System on Food and Agriculture) de la FAO (Food and Agricultural Organization), l'action FoodSec (Food Security) du JRC (Joint Research Centre) de l'Union Européenne ou celui du centre régional AGRHYMET (AGRIculture, Hydrology and METeorology), et tous ont recours à la télédétection dans leur processus d'évaluation de la campagne agricole.

La télédétection comme outil de suivi de l'agriculture à large échelle

Avec la démocratisation de l'accès aux données, la disponibilité de moyens de calcul de plus en plus performants et la multiplication des produits globaux à haute répétitivité temporelle, la télédétection est désormais reconnue comme un outil de premier ordre pour le suivi du développement et des conditions de croissance de la végétation à large échelle. En particulier, les capteurs optiques acquérant des mesures dans les domaines du visible, du proche et moyen infra-rouge représentent aujourd'hui la première source d'information pour la caractérisation des surfaces cultivées, le suivi de la végétation et l'estimation de la production (Justice and Becker-Reshef, 2007).

Depuis le lancement au début des années 1980 du capteur NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration)-AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer), le suivi de l'agriculture aux échelles régionale voire globale est assuré par les satellites défilants à basse-moyenne résolution spatiale (1 km – 250 m). Ces derniers permettent une estimation quotidienne d'un certain nombre de variables biophysiques de surface et la mise à disposition pour tous de nombreux jeux de données globaux opérationnels dérivés des capteurs SPOT/VEGETATION (depuis 1998), Terra-Aqua/MODIS (depuis 2000), Envisat-MERIS (depuis 2002) ou plus récemment PROBA/VEGETATION (depuis 2014). Par conséquent, de nombreuses applications dédiées au suivi de l'agriculture et participant, directement ou indirectement, à l'évaluation de la production agricole à larges échelles ont vu le jour :

- On recense aujourd'hui pas moins de 14 produits globaux d'occupation du sol, de résolutions spatiales comprises entre 30 m et 10 km et permettant la **localisation du domaine cultivé** aux travers de 1 à 3 classes consacrées à la description des espaces agricoles (ex. Bartholomé and Belward, 2005; Friedl et al., 2010; Fritz et al., 2015; Yu et al., 2013).
- La télédétection permet un **suivi des conditions de croissance** de la végétation tout au long du cycle cultural, mais également à plus long terme, notamment au travers : (1) du suivi de la

production de biomasse, (2) de la détection des stress et des anomalies de croissance (ex. Kogan, 2008), et enfin (3) des tendances de la production de végétation sur le long terme.

- Enfin, de nombreuses méthodes ont été mises en œuvre pour **l'estimation et la prévision des rendements** à partir des données de télédétection et qui sont regroupées en deux types d'approches : (1) les relations statistiques empiriques entre des données de télédétection et des rendements observés (ex. Becker-Reshef *et al.*, 2010; Groten, 1993; Sibley *et al.*, 2014; Tucker *et al.*, 1980) et (2) le couplage de paramètres biophysiques des couverts végétaux dérivés de la télédétection avec des modèles de croissance des cultures (Chahbi *et al.*, 2014; Doraiswamy *et al.*, 2005, 2004; Launay and Guerif, 2005).

La télédétection dans les systèmes d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire

La télédétection est aujourd'hui utilisée dans la plupart des systèmes d'alerte précoce, mais à des degrés différents. Si la télédétection est un outil qui permet de suivre la production agricole et ses composantes sur de larges échelles, participant ainsi à l'évaluation de la disponibilité alimentaire, force est de constater que son utilisation se limite pour l'essentiel à trois grands domaines d'application. En effet, la télédétection est utilisée dans les SAP comme un outil de suivi des conditions agro-climatiques s'appuyant notamment sur des produits d'**estimation des précipitations** par satellite. FEWS-NET utilisent par exemple des données RFE (Rainfall Estimate) comme complément aux réseaux d'observations au sol souvent épars dans les pays suivis par le système. La seconde utilisation significative de la télédétection commune à tous les SAP repose sur le suivi des **conditions de croissance et la détection d'anomalies** au travers du NDVI issu par exemple des données NOAA AVHRR pour l'AGRHYMET ou de données MODIS pour FEWS-NET. Ces anomalies permettent également de fournir **une estimation qualitative des rendements** en cours de saison. A notre connaissance, seul le SAP chinois CropWatch mis en place en 2013 a recours à la télédétection pour faire un suivi quantitatif des rendements des principales céréales mondiales à partir de séries temporelles de NDVI et d'une relation empirique calibrée avec des statistiques agricoles. Ce système ne suit actuellement que quatre pays africains (le Nigeria, l'Égypte, l'Éthiopie et l'Afrique du Sud).

Objectifs et questions de recherche

Dans un contexte changeant, tant du point de vue humain qu'environnemental, des outils de surveillance efficaces et efficients de l'agriculture sont et seront nécessaires pour continuer à assurer la sécurité alimentaire des populations africaines et poursuivre les progrès considérables observés en la matière depuis le début des années 1990, période de référence des Objectifs du Millénaire pour le Développement. S'il est maintenant admis que la sécurité alimentaire ne se résume pas à une question de disponibilité alimentaire, il n'en reste pas moins que la production agricole demeure une condition indispensable à l'atteinte de cet objectif, particulièrement pour les ménages ruraux ouest africains dont la principale source d'alimentation reste l'autoconsommation. Malgré le fort potentiel de la télédétection pour le suivi de l'agriculture à l'échelle régionale, son utilisation « opérationnelle » dans les systèmes d'alerte précoce en Afrique de l'Ouest se limite pour l'essentiel au suivi à court terme des conditions agro-climatiques et de croissance de la végétation. Pourtant, les informations issues de la télédétection peuvent participer de près ou de loin à l'évaluation de la production agricole, et donc au renforcement de l'efficacité des SAP autant dans leur fonction d'alerte (insécurité alimentaire conjoncturelle) que dans leur fonction de surveillance (insécurité alimentaire structurelle) souvent peu considérée tant la première cristallise toutes les attentions.

Partant du constat que la sécurité alimentaire des populations dépend pour partie de la disponibilité alimentaire et que la télédétection à moyenne résolution spatiale est aujourd'hui un outil puissant de suivi de la végétation, cette thèse a pour vocation de contribuer à renforcer l'évaluation de la vulnérabilité des populations en matière de sécurité alimentaire par télédétection en (i) permettant

une meilleure gestion des situations d'**insécurité alimentaire conjoncturelle** par l'évaluation de la disponibilité alimentaire au travers d'estimations des rendements et des surfaces cultivées entre autres, et (ii) contribuant au suivi de la dynamique de la production agricole dans le temps et à la caractérisation des déterminants des changements, accompagnant ainsi la gestion de l'**insécurité alimentaire structurelle**. L'objectif principal de cette thèse est donc le suivant :

« Explorer de nouvelles pistes méthodologiques pour le suivi de la production agricole à large échelle à partir des données de télédétection à moyenne résolution spatiale, pour le renforcement des systèmes d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire en Afrique de l'Ouest. »

Pour répondre à cet objectif général, ce travail de thèse est structuré en trois sous-objectifs traitant chacun d'une composante descriptive de la disponibilité alimentaire (Figure 1) :

1-Où sont les surfaces cultivées en Afrique sub-saharienne ? L'acquisition d'information sur les surfaces cultivées est l'information élémentaire pour toute démarche d'évaluation de la campagne agricole en termes de production. **Notre objectif est donc d'aller vers une meilleure qualification des produits globaux d'occupation du sol pour l'estimation et la localisation des surfaces cultivées à l'échelle régionale.**

2-Comment mieux prévoir les rendements en Afrique sub-saharienne? L'estimation spatialisée des rendements en fin de campagne agricole est nécessaire pour l'évaluation de la disponibilité alimentaire et la localisation des zones de forts déficits afin de pouvoir organiser la mise en place des aides alimentaires et leur distribution ou déterminer les volumes à importer. **Notre objectif est donc de tester l'utilisation conjointe de la télédétection et d'un modèle de culture pour aller vers une estimation spatialisée et quantitative des rendements à une échelle pertinente pour les SAP.**

3-Comment identifier et caractériser les zones les plus vulnérables aux changements ? Il y a aujourd'hui un consensus grandissant autour de l'importance d'une meilleure prise en compte de la dimension structurelle de la sécurité alimentaire dans le cadre des SAP car la vulnérabilité structurelle des populations conditionne en grande partie la capacité à résister ou non aux risques conjoncturels. Intégrer la dimension structurelle doit notamment permettre de mieux définir des politiques stratégiques d'adaptation durables. **Notre objectif ici est d'aller vers une meilleure compréhension des dynamiques de la production de biomasse et ses déterminants permettant d'évaluer la vulnérabilité des populations aux changements.**

Notre démarche est mise en place à deux échelles spatiales : (1) l'échelle régionale dans son acception la plus large c'est-à-dire l'échelle de la région Ouest africaine et (2) l'échelle locale qui correspond dans notre cas de figure à une petite région administrative qui présente des conditions agro-climatiques et des pratiques agricoles homogènes.

Plan de la thèse

La Figure 1 présente l'organisation et la démarche générale de la thèse. Le cœur de cette thèse s'articule autour de 5 articles scientifiques et communications. Deux d'entre eux sont acceptés (Article 1 Annexe IV et Article 2 Annexe V), un troisième est en cours d'écriture et devrait être soumis prochainement (Article 5 Annexe VIII) et enfin les deux derniers sont des communications courtes présentées lors de conférences internationales (Article 3 Annexe VI et Article 4 Annexe VII). Nous avons fait le choix de présenter l'ensemble des articles précités en langue française dans le cœur du document, tandis que leurs versions en anglais soumises ou publiées sont présentées en annexe.

Ainsi le présent manuscrit se compose de 5 chapitres faisant suite à cette section introductive.

Le **Chapitre I** pose le contexte général de cette thèse en proposant une définition de la sécurité alimentaire et en donnant une description approfondie de cette dernière dans le contexte africain,

ainsi qu'une présentation de la production agricole en Afrique de l'Ouest. Il comporte également un état de l'art sur l'utilisation de la télédétection pour le suivi de l'agriculture à l'échelle régionale avec un focus sur les systèmes d'alerte précoce.

Le **Chapitre II** présente les données et outils utilisés dans ce travail de thèse. Nous y présentons également le site du Degré Carré sur lequel nous avons mené nos travaux à l'échelle locale.

Les trois chapitres suivants contribuent chacun à apporter une réponse aux grandes questions énoncées précédemment. Les Chapitres III et IV s'inscrivent dans la dimension conjoncturelle de l'insécurité alimentaire et le Chapitre V dans la dimension structurelle.

Le **Chapitre III** traite de la question du suivi des surfaces cultivées à l'échelle régionale et propose dans ce cadre de mener une analyse approfondie d'un produit global d'occupation du sol pour l'estimation et la localisation des surfaces cultivées. Pour ce faire une méthode originale d'évaluation spatialisée de la précision du produit est développée. Ce Chapitre fait référence à l'Article 1 en Annexe VI :

Article 1: L. Leroux, A. Jolivot, A. Bégué, D. Lo Seen, and B. Zoungrana, "How Reliable is the MODIS Land Cover Product for Crop Mapping Sub-Saharan Agricultural Landscapes?," *Remote Sens.*, vol. 6, pp. 8541–8564, 2014.

Le **Chapitre IV** répond à la problématique du suivi des rendements. Il propose et compare dans ce cadre deux approches menées à l'échelle locale utilisant la télédétection et un modèle de culture : la première repose sur la calibration d'un modèle empirique basé sur la télédétection à partir des sorties d'un modèle de culture (Article 2 en Annexe V) et la deuxième propose d'utiliser des données de télédétection comme variables climatiques d'entrée dans un modèle de culture (Article 3 en Annexe VI) :

Article 2: L. Leroux, C. Baron, B. Zoungrana, S. B. Traoré, D. Lo Seen, and A. Bégué, "Crop monitoring using vegetation and thermal indices for yield estimates: Case study of a rainfed cereal in semi-arid West Africa," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, In press, 2015.

Article 3: L. Leroux, C. Baron, S.B. Traoré, D. Lo Seen, and A. Bégué, "Testing satellite rainfall estimates time series for crop yield simulation of a rainfed cereal in West Africa," in *8th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images*, 2015, 4p.

Les travaux présentés dans le cadre du **Chapitre V** sont menés à l'échelle régionale et à l'échelle locale. Ils s'attachent particulièrement à répondre à la problématique du suivi de la production de biomasse sur le long terme et de ses déterminants au travers d'une approche originale visant à utiliser de manière conjointe les méthodes développées spécifiquement pour chacune des échelles, mais pour lesquelles la passerelle entre les deux n'est jamais établie : analyse des tendances d'indice de végétation à l'échelle régionale d'une part et caractérisation des facteurs de changements d'occupation et d'utilisation du sol à l'échelle locale d'autre part. Ce Chapitre est en lien avec l'Article 4 en Annexe VII et l'Article 5 en Annexe VIII :

Article 4: L. Leroux, A. Bégué, and D. Lo Seen, "Regional analysis of Crop and Natural Vegetation in West Africa based on NDVI metrics," in *IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium*, 2014, pp. 5107–5110.

Article 5: L. Leroux, A. Bégué, D. Lo Seen, A. Jolivot, and F. Kayitakire, "From regional to local scale: toward a better understanding of recent biomass productivity dynamics and its drivers to support food security policies in the Sahel," In prep, 2015.

En dernière partie sont discutés les apports de la thèse tant du point de vue de la recherche que du point de vue opérationnel, et les perspectives de ces travaux sont présentées.

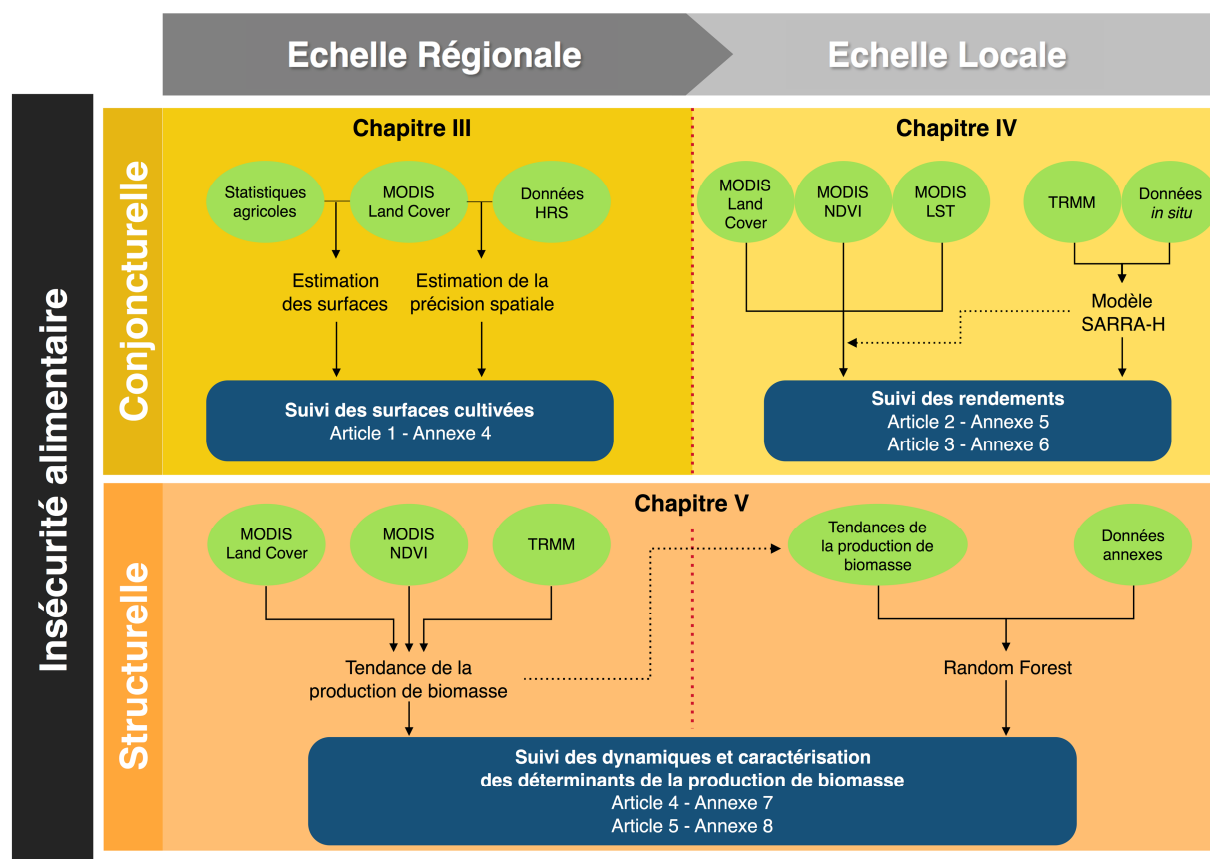


Figure 1: Organisation de la thèse.

CHAPITRE I

Éléments de contextualisation :

Sécurité alimentaire, production agricole et télédétection en Afrique



CHAPITRE I : Sécurité alimentaire, production agricole et télédétection en Afrique

Le premier chapitre de ce manuscrit de thèse présente le contexte général dans lequel s'inscrit notre travail en s'articulant autour du triptyque sécurité alimentaire, production agricole et télédétection. Dans une première section (Section 1), nous aborderons les questions de sécurité alimentaire en Afrique, au travers de la définition des concepts, de l'état des lieux de la sécurité alimentaire en Afrique sub-saharienne et nous présenterons également les systèmes de suivi de la sécurité alimentaire, les systèmes d'alerte précoce (SAP). Dans un second temps (Section 2), nous aborderons les questions de disponibilité alimentaire, l'une des dimensions de la sécurité alimentaire, en nous focalisant plus particulièrement sur la production agricole en Afrique sub-saharienne et la définition et la caractérisation des systèmes de production ouest africains. Enfin, parce que cette thèse est avant tout une thèse de télédétection, nous présenterons dans un troisième et dernier temps (Section 3) la télédétection comme outil de suivi de l'agriculture et de la production agricole et son utilisation plus spécifique dans les SAP. La Figure 2 présente le cadre conceptuel du contexte de ce travail de thèse et l'articulation des trois composantes entre elles. Tout l'enjeu de cette thèse a ensuite été de chercher à se rapprocher du centre de la figure, correspondant aux systèmes d'alerte précoce pour la sécurité alimentaire et constituant le quatrième pilier de ce travail, englobant les trois précédents.

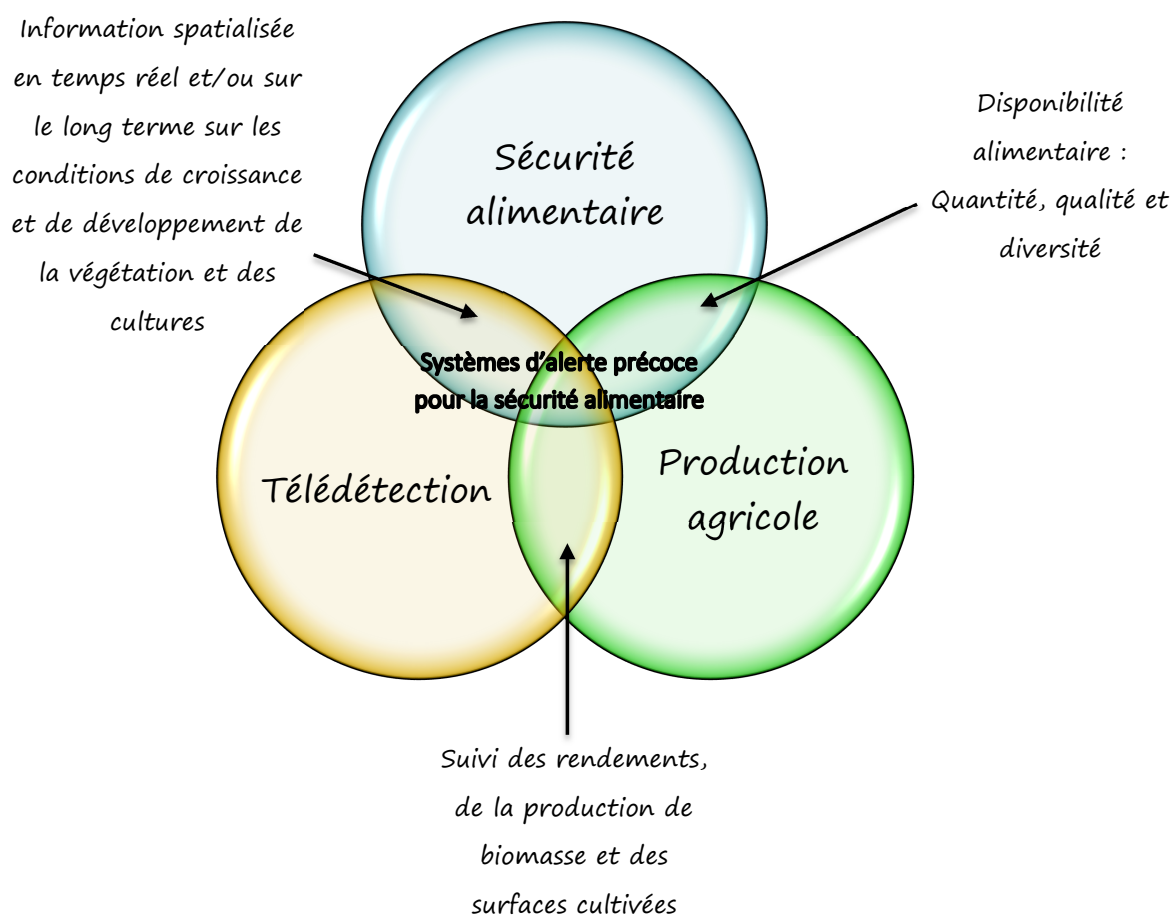


Figure 2: Contextualisation de la thèse et articulation des trois composantes entre elles.

1. Définitions, concepts et état des lieux de la sécurité alimentaire

1.1. Définition de la sécurité alimentaire et de ses indicateurs

Comment nourrir 9 milliards de bouches en 2050? Voilà l'un des défis auquel l'humanité va devoir faire face dans les décennies à venir, assurer la sécurité alimentaire de 9 milliards d'individus. Le concept de sécurité alimentaire a été défini en 1996 lors du Sommet Mondial de l'alimentation comme le fait que « *tous les êtres humains ont, à tout moment, un accès physique et économique à une nourriture suffisante, saine et nutritive leur permettant de satisfaire leurs besoins énergétiques et leurs préférences alimentaires pour mener une vie saine et active* ». Cette définition présente une avancée majeure face à l'ancien paradigme qui a longtemps prévalu ; à savoir que la sécurité alimentaire des populations reposait exclusivement sur la bonne adéquation entre l'offre et la demande. Aujourd'hui la sécurité alimentaire ne se réduit plus à une question de production agricole (soit de quantité), mais également de qualité, elle est donc de part nature multidimensionnelle, ce qui se traduit dans les quatre piliers principaux de la sécurité alimentaire (La Figure 3 illustre les quatre piliers de la sécurité alimentaire) :

- **La disponibilité alimentaire** : Avoir une alimentation en quantité (plus de 2500 calories/jour/personne) et qualité suffisante. L'approvisionnement en aliments est assuré soit par la production agricole propre des pays et les niveaux de stock, soit par le recours à l'importation quand la production alimentaire du pays est insuffisante et quand le pays a la capacité financière pour importer. Par exemple au Niger, les principales importations portent sur les céréales (riz, maïs, blé et mil principalement). Les importations céréalières sont passées de 120 k tonnes en 1990 à 323 k tonnes en 2011² avec des fluctuations interannuelles suivant celles des crises alimentaires. En dernier ressort, les pays peuvent avoir recours à l'aide alimentaire.
- **L'accessibilité** de tous à une nourriture suffisante et nutritive. L'accès à l'alimentation est un droit. Cela suppose donc d'avoir la capacité de produire ou d'acquérir sa propre alimentation et dépend donc d'un contexte juridique, politique, économique et social propre à chaque communauté.
- **Qualité et salubrité** : Il s'agit ici de la façon dont sont utilisés les aliments afin de garantir un apport adéquat d'énergie et de nutriments permettant de satisfaire tous les besoins physiologiques. Cela repose donc sur de bonnes pratiques de soins et d'alimentation, de préparation des aliments (y compris des problématiques d'eau potable), de distribution des aliments au sein des ménages (aspect culturel).
- **Stabilité** : La sécurité alimentaire d'une population, d'un ménage ou d'un individu n'est atteinte que si un accès permanent en tout point du temps et de l'espace à une nourriture adéquate est assuré. Cela induit donc une stabilité de la disponibilité, de l'accessibilité à l'alimentation et de sa qualité.

Plusieurs autres définitions gravitent autour de cette définition de la sécurité alimentaire, entre autre :

- **L'insécurité alimentaire**, opposée du concept de sécurité alimentaire.
- **La sous-alimentation** est définie par la FAO comme un état se prolongeant au moins un an dans lequel une personne ne parvient à accéder à une alimentation suffisante en qualité et quantité. Elle correspond donc à un niveau d'apports caloriques insuffisant pour satisfaire les

² Sources : FAOSTAT (<http://faostat.fao.org/>)

besoins énergétiques alimentaires nécessaires pour garantir une activité physique, mener une vie saine et maintenir un poids acceptable.

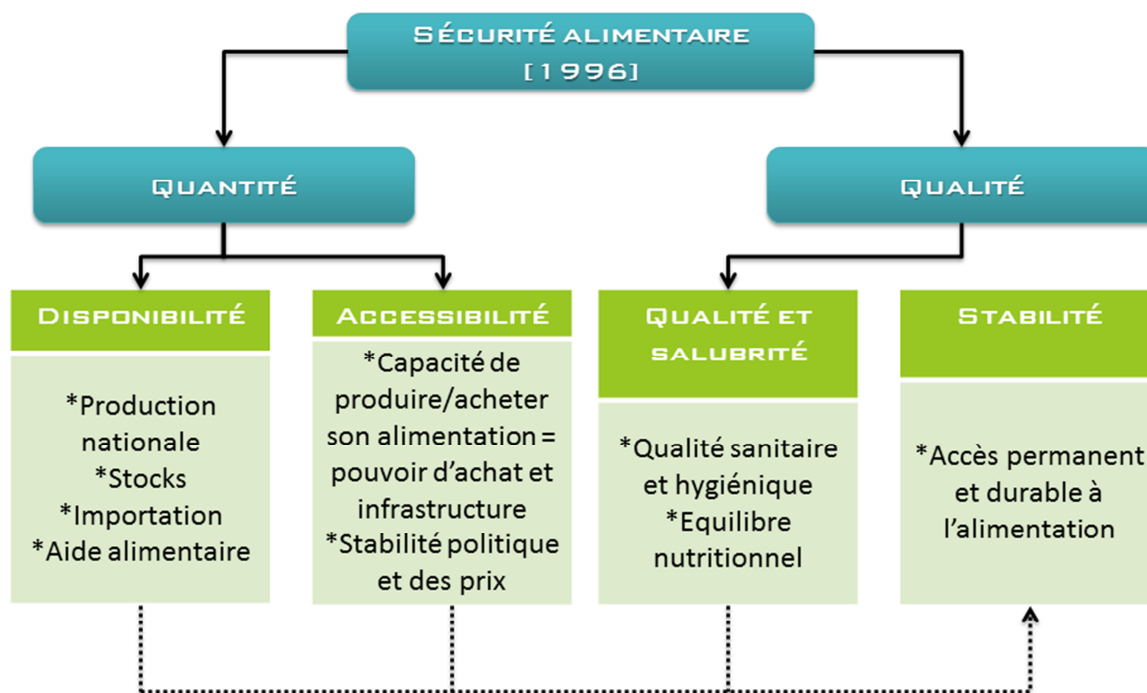


Figure 3: Les quatre piliers de la sécurité alimentaire tels que définis lors du sommet mondial de l'alimentation de 1996 (adapté de www.momagri.org).

Pour mesurer la sécurité/l'insécurité alimentaire, chacun des quatre piliers précédents est décrit et caractérisé par un corpus d'indicateurs afin de prendre en considération l'ensemble des dimensions et la complexité de la sécurité alimentaire. Ces indicateurs sont classés en deux catégories (FAO IFAD and WFP, 2015) :

- Les déterminants de la sécurité alimentaire regroupant à la fois des indicateurs sur la production alimentaire, sur la qualité des infrastructures de transports, les prix des denrées alimentaires, l'accès à l'eau potable et aux installations d'assainissement, sur la vulnérabilité des populations vis-à-vis des importations, de la stabilité politique et économique et de la disponibilité alimentaire par habitant.
- Les résultats d'un état de sécurité alimentaire peuvent se mesurer au travers d'indicateurs d'accessibilité (insuffisance alimentaire, prévalence de la sous-alimentation, déficit alimentaire) et d'utilisation (indicateurs anthropométriques).

1.2. L'état de la sécurité alimentaire en Afrique en 2015 : entre progrès général et accroissement des disparités

Le récent rapport de la FAO sur l'état de l'insécurité alimentaire dans le monde en 2015 (FAO IFAD and WFP, 2015), estime à 795 millions le nombre de personnes sous-alimentées en 2015 (soit une personne sur neuf), ce qui correspond à une diminution de 216 millions par rapport à la période 1990-1992 (Figure 4). Cependant, cette amélioration générale cache des disparités entre les régions du monde. La grande majorité des populations sous-alimentées vivent dans les pays en développement, et particulièrement en Asie du Sud (281 millions) et en Afrique sub-saharienne (220 millions), ce qui correspond à une augmentation de +6.6% pour l'Asie du Sud et +10.3% pour l'Afrique sub-saharienne. Le rapport rappelle également que 2015 constitue la fin de la période pour observer l'avancée des progrès attendus par les Objectifs du Millénaire pour le Développement (United Nations, 2013a). D'après la FAO, sur les 129 pays en développement suivis dans ce cadre, 57 pays n'ont pas réussi à réduire de moitié le nombre de personnes souffrant de sous-alimentation chronique entre 1990 et 2015 (objectif 1c). L'instabilité politique, les catastrophes naturelles ou la conjonction des deux semblent être les facteurs explicatifs prépondérants des crises alimentaires prolongées tel que le cas du Sud-Soudan, en proie à une guerre civile depuis décembre 2013.

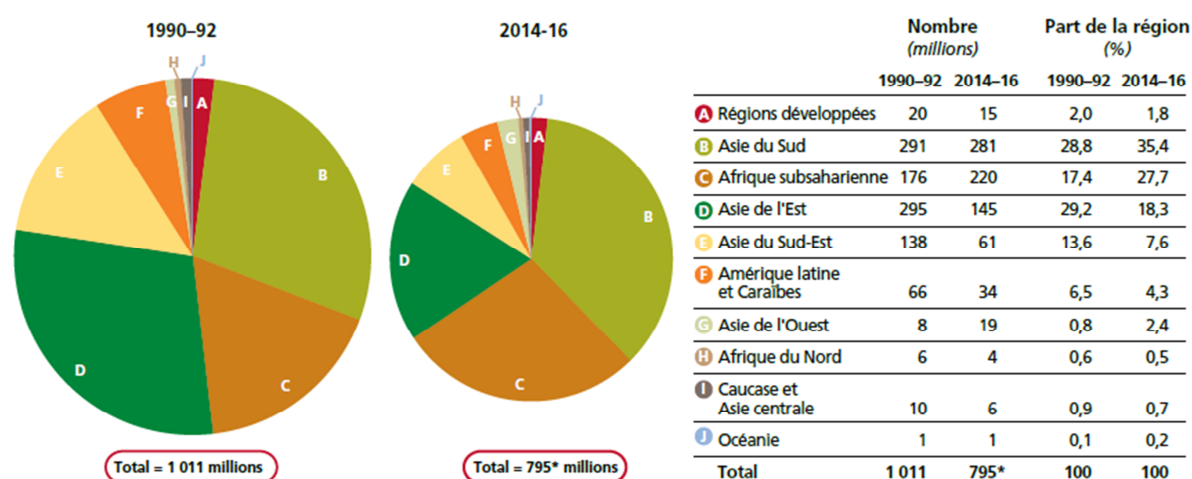


Figure 4: Évolution de la répartition du nombre de personnes sous-alimentées dans les différentes régions du monde entre 1990-1992 et 2014-2016 (FAO IFAD and WFP, 2015).

En Afrique sub-saharienne, la prévalence de la sous-alimentation a diminué entre 1990-1992 et 2014-2016 passant de 33% à 23%, avec les progrès les plus notables observés dans la région Ouest africaine (passage de 24% à 10% ; Figure 5 ; FAO, 2015). D'après la FAO (FAO, 2015), les progrès accomplis en Afrique de l'Ouest en matière de sécurité alimentaire s'expliquent à la fois par une amélioration dans l'application du Programme Détaillé pour le Développement de l'Agriculture africaine³, ainsi que des progrès en matière de politique environnementale et de gestion de la ressource en eau. A cela s'ajoute également un renforcement considérable des institutions régionales et structures œuvrant pour le développement agricole, notamment au travers des investissements de la CEDEAO (Communauté Economique des Etats de l'Afrique de l'Ouest), de l'UEMOA (Union Economique et Monétaire Ouest africaine) et du CILSS (Comité Interétatique de Lutte contre la Sécheresse au Sahel). Mais, de fortes disparités sont observées au sein même de la

³ Le PDDAA a été initié en 2003 par le NEPAD (the NEw Partenership for Africa's Development) dont l'objectif est d'améliorer la sécurité alimentaire et la pauvreté grâce à l'agriculture. Le PDDAA fixe un certain nombre d'objectifs que les dirigeants des pays africains sont encouragés à intégrer dans leur stratégie de développement agricole et rural.

région.⁴ Pour les pays d'Afrique de l'Est, ainsi que pour les pays de la côte guinéenne impactés par l'épidémie d'Ebola, entre 25% et 35% de la population souffrent de la faim en 2015. Quatre pays (la République Centre Africaine, le Malawi, la Namibie et la Zambie) sont eux dans des situations d'extrême insécurité alimentaire (plus de 35% de la population). Parmi les pays d'Afrique de l'Ouest en progression, on peut par exemple citer le cas du Mali, qui malgré les troubles politiques récents et des sécheresses à répétition au cours des années 2000, a réussi à atteindre l'objectif de millénaire 1c, grâce notamment à d'importants efforts portés sur la promotion du développement de l'irrigation et de la production rizicole, ainsi que la mise en place de plusieurs politiques de protection sociale (FAO, 2015).

Cependant, derrière ces progrès significatifs en matière de réduction de la prévalence de la sous-alimentation et les efforts mis en place aux échelles nationales ou régionales, le nombre de personnes sous-alimentées continue de croître et est estimé aujourd'hui à 220 millions de personnes. Par exemple, d'après les résultats de l'enquête sur la vulnérabilité alimentaire publiés en avril 2015 (au regard de la saison agricole de 2014), près de 2.5 millions de personnes (soit 15.7% de la population) étaient en situation d'insécurité alimentaire au Niger (<http://www.unocha.org/niger>). Les personnes les plus affectées par ces situations d'insécurité alimentaire sont les ménages ruraux, généralement pauvres et dont les moyens d'existence (à la fois alimentaire par l'autoconsommation, mais également économique) dépendent étroitement de l'agriculture pluviale (Haile, 2005). Au sein d'un même pays, les risques alimentaires ne sont généralement pas répartis de façon égale et sont fonction d'une interaction de différents facteurs agro-écologiques, économiques, culturels ou politiques (Cambrezy and Janin, 2003).

Ainsi, pour répondre aux changements à venir (croissance démographique, mutation des sociétés et changement climatique), les défis en matière de sécurité alimentaire en Afrique sub-saharienne sont aujourd'hui, bien plus qu'avant, nombreux et devront donc notamment répondre à la fois (i) à une amélioration de la productivité du secteur agricole tout en garantissant une agriculture durable, (ii) à une amélioration de la gestion des crises alimentaires par des réponses immédiates et efficaces, dans la continuité des progrès considérables déjà réalisés en la matière, et (iii) à un renforcement des moyens d'adaptation aux risques des populations les plus vulnérables en mettant en place des mesures de gestion sur le long terme de la sécurité alimentaire. On l'a vu précédemment, la sécurité alimentaire est garantie lorsque l'accès à l'alimentation est suffisant à la fois en quantité et en qualité. Répondre à des objectifs de sécurité alimentaire induit donc en grande partie (mais non exclusivement) une amélioration de la disponibilité alimentaire, soit une augmentation de la production agricole qui peut être le fait d'une augmentation des surfaces cultivées ou d'une augmentation des rendements.

1.3. Typologie et causes de l'insécurité alimentaire en Afrique

L'insécurité alimentaire recouvre deux dimensions distinctes, d'une façon générale, mais aussi plus particulièrement en Afrique car les deux cohabitent et s'alimentent mutuellement (Figure 6):

- **l'insécurité alimentaire structurelle** ou chronique qui se définit comme un régime continuellement inadéquat dû à l'incapacité d'acquérir de la nourriture à cause d'une pauvreté permanente et/ou de faibles revenus ;
- **l'insécurité alimentaire conjoncturelle** ou transitoire se définit quant à elle par une diminution temporaire dans l'accès à une nourriture suffisante due à des conditions particulières (crises économiques, aléas climatiques ou conflits par exemple).

⁴ Sources : <http://fr.wfp.org/content/carte-de-la-faim-dans-le-monde-2015>

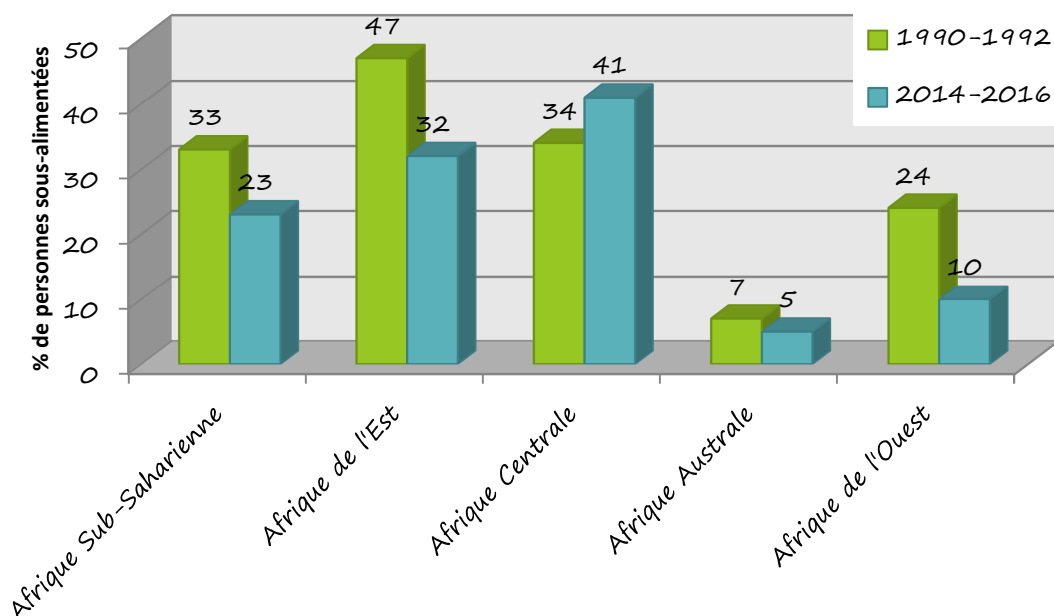


Figure 5: Prévalence de la sous-alimentation en Afrique Sub-Saharienne; évolution entre 1990-1992 et 2014-2016 (Sources: FAO, 2015).

Ainsi, comme le montre la Figure 6, les causes de l'insécurité alimentaire à la fois structurelle et conjoncturelle sont nombreuses, les plus importantes sont présentées ci-après.

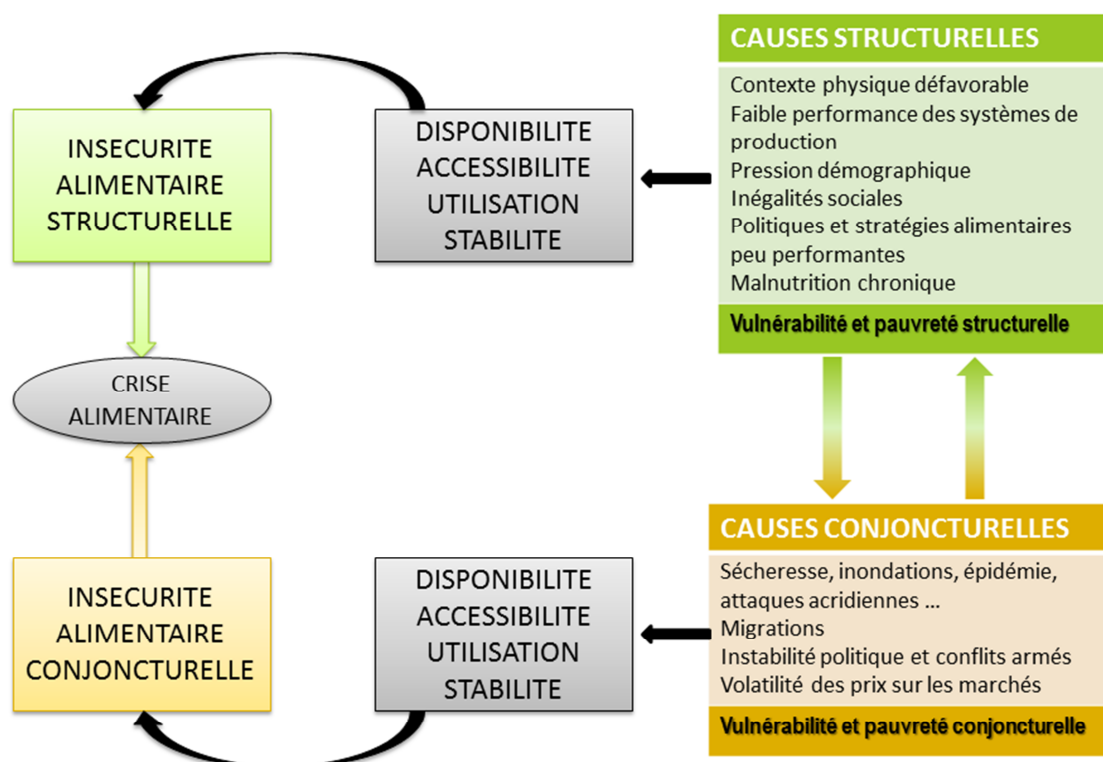


Figure 6: Typologie et causes de l'insécurité alimentaire au Sahel d'après (adapté de) Boureima (2012).

1.3.1. Un environnement très contraignant

En Afrique sub-saharienne où la principale source d'alimentation est l'autoconsommation, la variabilité climatique (à la fois variabilité spatiale et temporelle) et l'occurrence des événements extrêmes (sécheresses à répétition, inondations, *etc.*) ont un très fort impact sur les choix techniques des agriculteurs, sur la production agricole et par conséquent sur la sécurité alimentaire des ménages (Haile, 2005). Le rapport de la Banque Mondiale sur les risques du secteur agricole au Niger montre par exemple qu'entre 1980 et 2010, les principaux chocs sur la production céréalière sont directement imputables à des épisodes de sécheresse ou à des inondations (The World Bank, 2013). Un déficit pluviométrique et une mauvaise répartition de la pluviométrie, notamment au cours des phases sensibles du développement de la plante comme l'émergence, l'initiation paniculaire ou la floraison, contribuent fortement à la réduction des rendements finaux mais également à la diminution des stocks de réserve dans les greniers. Inversement, un surplus d'eau a également des conséquences néfastes sur les cultures, favorisant notamment le développement de certaines maladies, l'asphyxie des racines et le pourrissement des plants (Cambrezy and Janin, 2003; Sarr *et al.*, 2011). Par ailleurs, dans un contexte de changement climatique, la forte vulnérabilité des agroécosystèmes africains à la variabilité climatique pourrait avoir des conséquences très importantes sur la sécurité alimentaire si l'adaptation des pratiques culturales et des variétés cultivées n'est pas envisagée. La Figure 7 montre par exemple qu'un réchauffement de l'ordre de 2°C pourrait entraîner une diminution de l'ordre de 10% des rendements pour la plupart des pays africains en 2050 par rapport à la période 1996-2005 (Müller *et al.*, 2010).

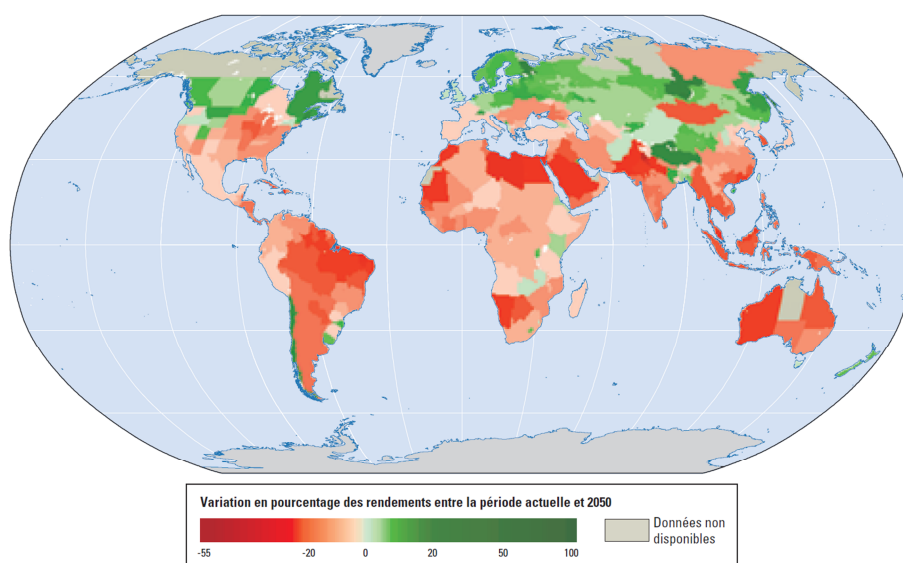


Figure 7: Variations des rendements pour 11 grandes cultures céréalières. Les projections sont obtenues à partir de 5 modèles climatiques (Müller *et al.*, 2010).

En sus de la contrainte hydrique, la fertilité des sols apparaît comme étant le second facteur déterminant des potentialités de rendements en Afrique sub-saharienne (Mueller *et al.*, 2012; Figure 8). En effet, la majorité des sols sont peu fertiles, très sensibles à l'érosion et les pertes en éléments nutritifs ne sont pas réinjectés dans les systèmes de façon suffisante, notamment en raison d'une utilisation limitée des engrais et de mauvaises pratiques de gestion des sols. On observe donc une baisse progressive de la fertilité des sols qui, du moins en zone soudano-sahélienne, est due à la réduction des temps de jachère et à la généralisation de la pratique de la culture continue. A cela s'ajoute également pour beaucoup de régions (Niger, Burkina entre autre) une saturation des « bonnes » terres agricoles, se traduisant par une mise en culture de terres marginales moins fertiles.

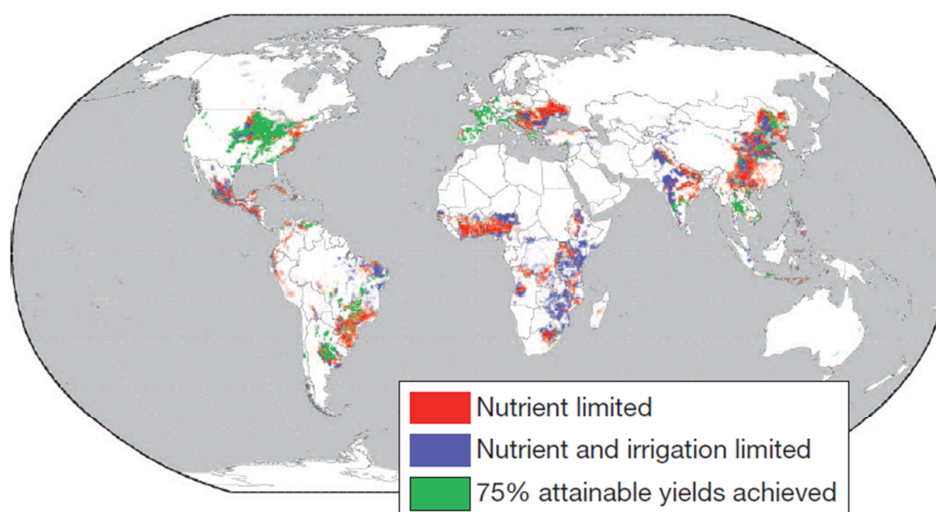


Figure 8: Principaux facteurs limitants des rendements en maïs (Mueller *et al.*, 2012).

Enfin, les destructions des cultures par les ravageurs, les oiseaux ou les acridiens peuvent également avoir des conséquences néfastes sur les cultures. Si l'on prend le cas des acridiens (notamment le criquet pèlerin), ces derniers dévorent l'ensemble des végétaux, d'abord les pâturages puis les cultures. Ils ont donc un impact à la fois sur les cultures mais également sur la mortalité des troupeaux. On attribue par exemple 1/3 des pertes de récoltes au cours de la crise de 2004-2005 au Niger aux acridiens (The World Bank, 2013).

1.3.2. Une croissance démographique forte

Avec le continent asiatique, le continent africain est celui présentant les plus forts taux de croissance démographique dans le monde. Cependant, si le premier connaît aujourd'hui une stagnation, le second est encore dans la seconde phase de sa transition démographique (baisse de la mortalité et fort taux de croissance démographique). La région connaît un accroissement démographique qui est de l'ordre de 2.6% par an (Blein *et al.*, 2008). Les projections démographiques prévoient donc un doublement et même un triplement de la population d'Afrique sub-saharienne aux horizons 2050 et 2100 (Figure 9). Les forts taux de croissance démographique africains sont dus à la fois à un changement dans la composition démographique de la région avec un nombre accru de jeunes en âge de procréer, mais également à un allongement de l'espérance de vie (CEDEAO-CSAO/OCDE, 2007). A cela s'ajoute une urbanisation de la population avec une population urbaine qui devrait représenter près de 60% de la population totale à l'horizon 2030 (Blein *et al.*, 2008). L'augmentation de la population a un impact direct sur la disponibilité alimentaire et nécessite donc une augmentation de la production agricole afin de soutenir le rythme imposé par la croissance démographique. En outre, cela a également des conséquences sur les ressources naturelles avec un épuisement progressif de ces dernières (plus forte consommation d'eau ou dégradation plus importante des sols avec les fortes densités de population) et donc des effets sur la production agricole et *in fine* la sécurité alimentaire.

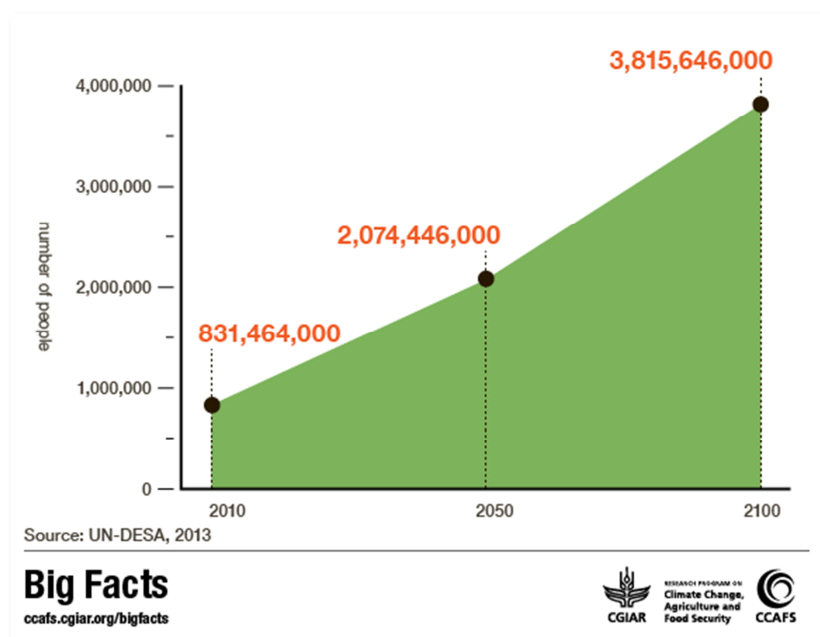


Figure 9: Projections démographiques à l'horizon 2100 en Afrique Sub-Saharienne (Source : <https://ccafs.cgiar.org/bigfacts/#region=Sub-Saharan-Africa>).

1.3.3. Des systèmes de production peu performants

Les systèmes productifs africains sont dominés par l'agriculture familiale où l'on compte près de 33 millions d'exploitations familiales de moins de 2 ha, soit 80% des exploitations (NEPAD, 2013), et avec une large part de la production dédiée à l'autoconsommation. Ces systèmes très extensifs reposent essentiellement sur la main d'œuvre familiale, avec pas ou peu de mécanisation, un outillage souvent manuel parfois complété d'un matériel de culture attelée. L'utilisation des intrants est très limitée (moyenne régionale de l'ordre de 9 kg ha⁻¹ cultivé) faute de capacité d'investissement. Le renouvellement de la fertilité des sols est assuré par la pratique de la jachère et l'utilisation de la fumure organique qui, bien souvent, est peu abondante en raison de la faible production de biomasse des systèmes et est mal valorisée, restreinte à certaines parties du territoire. L'utilisation de semences améliorées y est aussi marginale. Par ailleurs, le potentiel hydrique est aussi souvent mal exploité, la valorisation des bas-fonds a longtemps été négligée, l'utilisation de la ressource en eau n'est pas toujours optimisée. Ainsi, seulement 6% des terres agricoles en Afrique sont irriguées et sont limitées aux plaines inondables des grands fleuves alors qu'on en compte 40% en Asie (NEPAD, 2013). Ces systèmes extensifs ne permettent donc pas de garantir un niveau de stock alimentaire suffisant et constant dans le temps pour assurer la sécurisation alimentaire des populations (Cambrezy and Janin, 2003). Ainsi, pour ces systèmes particulièrement sensibles aux moindres aléas, les perspectives du changement climatique font peser un risque majeur sur leur durabilité et sur la sécurité alimentaire des populations. L'adaptation de ces systèmes de production au changement climatique est donc nécessaire et doit passer par la mise en place de mesures efficaces de gestion de la fertilité des sols et de gestion des ressources hydriques.

1.3.4. Les risques politique, économique et sanitaire

Les conflits armés et les crises politiques peuvent rapidement conduire à des situations d'insécurité alimentaire structurelle (NEPAD, 2013), résultant bien souvent de la mise en place de politiques agricoles inefficaces et d'une mauvaise régulation des systèmes alimentaires par les Etats (Cambrezy and Janin, 2003) accentuée par l'instabilité permanente des infrastructures étatiques. Les instabilités économiques, notamment la volatilité des prix sur les marchés mondiaux, contribuent également à fragiliser la sécurité alimentaire des populations africaines. A titre d'exemple, les très médiatisées

« émeutes de la faim » en 2007-2008, provenant à la fois d'une grande instabilité des prix des matières premières agricoles sur les marchés internationaux (notamment pour le riz, le maïs et le blé) ; conduisant à des difficultés d'approvisionnement ; mais également d'une hausse des prix des céréales locales (mil, sorgho et maïs) dans la plupart des capitales africaines (Janin, 2009). Enfin les risques sanitaires, notamment la propagation de certaines épidémies, imposent également de lourdes contraintes à l'amélioration de la production agricole et à la sécurité alimentaire des populations. La récente épidémie à virus Ebola qui a touché la plupart des pays côtiers d'Afrique de l'Ouest a considérablement fragilisé la sécurité alimentaire, l'économie et les moyens d'existence des populations en raison notamment d'une perturbation des activités agricoles par la réduction de la main d'œuvre disponible, la fermeture des frontières et des marchés qui a impacté le commerce agricole et une désorganisation des filières agricoles. Ainsi, la FAO⁵ estimait en décembre 2014 à environ 500 000 le nombre de personnes en situation d'insécurité alimentaire due à l'impact du virus Ebola en Guinée, au Libéria et au Sierra Leone.

Aussi, pour beaucoup de pays africains, la crise alimentaire est devenue endémique. On peut notamment citer le cas particulier du Niger où en sus des situations de crises alimentaires structurelles (ou chroniques) liées à la vulnérabilité des populations, le pays a également connu d'importantes crises conjoncturelles (près d'une année sur trois) depuis les années 1960, dont la majorité est imputable aux risques climatiques. Pour ce pays, l'alimentation et la subsistance des populations sont étroitement dépendantes de l'agriculture pluviale (notamment le mil qui est à ce jour l'alimentation de base) et par conséquent sont donc fortement tributaires des aléas climatiques.

1.4. Les Systèmes d'Alerte Précoce pour la sécurité alimentaire

1.4.1. Définitions

Suite aux grandes sécheresses des années 1970 et 1980, aux épisodes de famine que cela a engendré et aux difficultés d'y apporter des réponses efficaces, les gouvernements, les institutions régionales ainsi que la communauté internationale se sont massivement investis dans la mise en place de systèmes nationaux ou régionaux d'alerte précoce (SAP) de la sécurité alimentaire et nutritionnelle. Ces SAP ont pour principal objectif de fournir des informations fiables et en temps opportun sur les risques de crises alimentaires, la localisation des populations les plus vulnérables, les risques potentiels affectant la sécurité alimentaire des populations et permettant de prendre les mesures nécessaires, efficaces et appropriées pour faire face aux problèmes alimentaires (CILSS - Centre Régional Aghrymet, 2001; Haile, 2005; Tefft *et al.*, 2006). Ainsi, les trois principes communs à l'ensemble des SAP sont les suivants : (i) la collecte permanente de données liées à la situation alimentaire des populations, (ii) une transmission et analyse rapide des données et (iii) une diffusion rapide des données au plus grand nombre (<http://www.sapmali.com/>).

A priori le rôle des SAP est double, bien que dans les faits, seul le premier aspect est réellement mis en avant :

- **un rôle d'alerte** dans le cas de menaces imminentes (sécheresse, épidémie, conflit) pour la sécurité alimentaire. Il s'agit de faire des estimations régulières et actualisées de la production à l'échelle régionale voire globale au cours de la saison de croissance des plantes et jusqu'à la récolte et de diffuser l'information le plus rapidement possible.
- **un rôle de surveillance** dans le temps afin d'évaluer les changements dans les agrosystèmes et la sécurité alimentaire à plus long terme (insécurité alimentaire structurelle). Il s'agit notamment d'identifier les populations ou les zones géographiques les plus vulnérables dans le temps, c'est-à-dire connaissant des situations d'insécurité alimentaire sur plusieurs années

⁵ <http://www.fao.org/emergencies/crisis/ebola/intro/fr/>

consécutives (CILSS - Centre Régional Aghrymet, 2001). Pour ce faire, de nombreux indicateurs peuvent être utilisés comme le suivi des tendances de la production agricole, l'évolution de la consommation alimentaire ou de la situation nutritionnelle. Ce rôle de surveillance permet de mieux comprendre les dynamiques actuelles et de planifier la mise en place des dispositifs d'aide à la décision pour le développement rural. Ces analyses à plus long terme peuvent également servir de point de comparaison ou de référence pour le suivi de l'insécurité alimentaire conjoncturelle car la vulnérabilité structurelle conditionne en grande partie l'impact des crises conjoncturelles (CILSS - Centre Régional Aghrymet, 2001).

1.4.2. Présentation des principaux systèmes d'alerte précoce

En Afrique, il existe aujourd'hui de nombreux SAP qui ont montré dans l'ensemble leur efficacité à atténuer les impacts et les effets des crises alimentaires (Tefft *et al.*, 2006). Nous présentons ici les cinq principaux SAP fonctionnant à l'échelle régionale en Afrique (Tableau 1) :

- **FEWS-NET** (Famine Early Warning System – NETwork)⁶ intervient dans près de 36 pays dans le monde dont 11 en Afrique de l'Ouest pour lesquels il produit des rapports prospectifs sur l'état de la sécurité alimentaire. Pour ce faire, FEWS-NET repose sur 5 étapes : (1) la compréhension du contexte à partir de connaissances approfondies sur les facteurs influençant la sécurité alimentaire (les marchés et le commerce, l'agro-climatologie, les moyens d'existence et la nutrition), (2) le suivi constant de la situation alimentaire au travers de la collecte permanente d'information auprès de différentes sources (ministères, ONG, organisations internationales, *etc.*), (3) l'analyse de la sécurité alimentaire et prévision des conséquences probables à partir de l'élaboration de scénarii, (4) la classification de l'insécurité alimentaire à partir du Cadre Intégré de classification de la sécurité alimentaire (IPC 2.0) et enfin (5) le soutien aux décideurs pour guider la mise en place des mesures de gestion des situations d'insécurité alimentaire.
- **GIEWS** (Global Information and Early Warning System on Food and Agriculture)⁷ demeure aujourd'hui le seul système fournissant des informations régulières et actualisées sur les cultures vivrières et la sécurité alimentaire sur l'ensemble de la planète et à différentes échelles (mondiale, régionale, nationale, locale). Les bulletins d'information émis par GIEWS reposent sur une évaluation de l'adéquation entre l'offre et la demande au travers de la collecte et l'analyse d'informations concernant la production (suivi de l'état de développement des cultures), les stocks, le commerce et l'aide alimentaire mondiale ainsi qu'en analysant l'évolution des prix d'exportation et des échanges de céréales.
- **L'action FoodSec**⁸ (Food Security) de l'unité MARS (Union Européenne) a été mise en place en 2001 dans le cadre de l'initiative sur la surveillance mondiale de l'environnement et de la sécurité (GMES). Les actions de FoodSec portent essentiellement sur le suivi de la disponibilité alimentaire. Aujourd'hui, FoodSec fonctionne uniquement sur 5 pays d'Afrique de l'Est, mais peut également intervenir ponctuellement en cas de crises alimentaires imminentes.
- **CropWatch**⁹ est le système de surveillance agricole chinois, fonctionnant à partir de données de télédétection en combinaison avec des observations au sol ou des statistiques. Seuls quatre pays d'Afrique sont suivis par CropWatch.

⁶ <http://www.fews.net/>

⁷ <http://www.fao.org/GIEWS/french/>

⁸ <http://mars.jrc.ec.europa.eu/mars/About-us/FOODSEC>

⁹ <http://www.cropwatch.com.cn/htm/en/index.shtml>

- **AGRHYMET**¹⁰ est une institution du CILSS qui a pour mission de contribuer à l'amélioration de la sécurité alimentaire et de la production agricole pour l'ensemble des pays de l'Afrique de l'Ouest ainsi que d'aider à la gestion des ressources naturelles. A ce titre, en étroite collaboration avec des organismes internationaux, AGRHYMET a développé un système d'évaluation de la campagne agricole et pastorale au travers de la mise en place de suivis agro-météorologique et hydrologique, de suivis des cultures et de la production de statistiques agricoles. Pour ce faire, AGRHYMET utilise à la fois des enquêtes terrains, des observations au sol ainsi que des données satellitaires permettant de suivre l'évolution de la saison des pluies, évaluer le besoin en eau des cultures et le déroulement de la saison ainsi que de faire des estimations de rendements au travers d'un modèle agro-météorologique.

Tableau 1: Les principaux systèmes d'alerte précoce régionaux en Afrique

Systèmes d'Alerte Précoce	Qui ?	Année de mise en place	Pays africains suivis	Exemple délivrée	d'information
FEWS-NET	USAID (Etats-Unis)	1985	Burkina Faso, République de Centrafrique, Tchad, Guinée, Liberia, Mali, Mauritanie, Niger, Nigeria, Sénégal et Sierra Leone	Cartes sur l'insécurité alimentaire ; cartes d'alertes, rapport sur le climat, le marché, le commerce.	
GIEWS	FAO	1975	Tous les pays africains	Rapport sur les marchés alimentaires et sur la production vivrière.	
FoodSec	Union Européenne	2001	Somalie, Ethiopie, Ouganda, Erythrée et Kenya	Bulletins sur la situation pastorale et culturale ainsi que des prévisions sur les rendements.	
CropWatch	RADI (Chine)	1998	Nigéria, Ethiopie, Egypte et Afrique du Sud	Suivi des productions agricoles pour le blé, le maïs ; le riz et le soja.	
AGRHYMET	CILSS	1974	12 Pays du CILSS + Nigéria, Ghana, Sierra Leone et Libéria	Bulletin de suivi agro-météorologique et hydrologique, de suivi des cultures. Production de statistiques agricoles.	

Toutes les dimensions de la sécurité alimentaire (disponibilité, accessibilité, qualité et stabilité) sont abordées dans les SAP même si tous ne couvrent pas l'ensemble des dimensions (certains sont plus orientés vers la disponibilité alimentaire tandis que d'autres traitent d'avantage des risques liés à la fluctuation des marchés). Les activités du SAP FEWS-NET portent notamment sur la disponibilité alimentaire (suivi des cultures), sur l'accessibilité (suivi des marchés) et sur la qualité (Figure 10) tandis que celui de l'AGRHYMET porte uniquement sur la composante disponibilité alimentaire (Traoré *et al.*, 2014). Mais, la plupart des SAP centrent leurs activités sur la disponibilité alimentaire et donc *in fine* sur l'estimation des besoins en matière d'aide alimentaire au travers du suivi de la campagne agricole, des bilans céréaliers et des événements agro-climatiques (Genesio *et al.*, 2011; Tefft *et al.*, 2006).

¹⁰ <http://www.agrhyment.ne/>

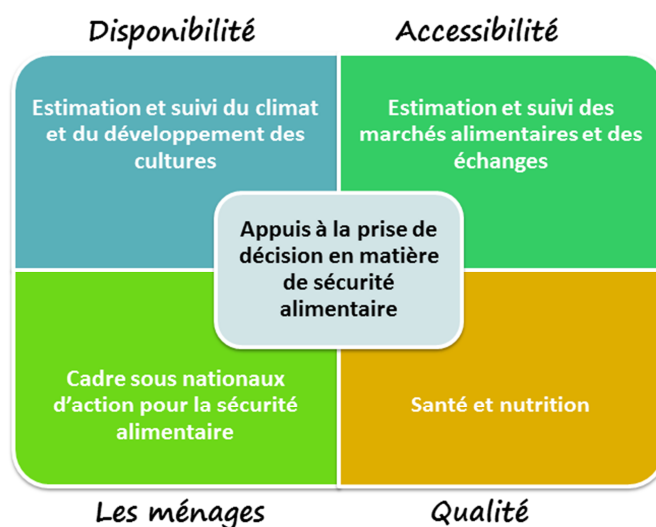


Figure 10: Les dimensions de la sécurité alimentaire suivies dans le cas du SAP FEWS-NET (Source: Adapté de Verdin, 2012)

Bilan : Sécurité alimentaire en Afrique

La sécurité alimentaire revêt deux dimensions : la sécurité alimentaire structurelle, impliquant des processus sur le long terme et la sécurité alimentaire conjoncturelle due à des facteurs particuliers à un moment particulier. Si aujourd'hui la gestion du risque alimentaire se traite essentiellement dans l'urgence par le recours notamment à l'aide alimentaire, il apparaît fondamental de mettre en place des suivis sur le long terme et de favoriser des mesures plus pérennes. Les facteurs affectant la sécurité alimentaire des populations africaines sont nombreux et recouvrent un caractère multidimensionnel. Démographique, biophysique, économique ou géopolitique, tous ces facteurs pèsent lourdement sur l'amélioration de la disponibilité alimentaire. Nous l'avons vu, un certain nombre d'entre eux affectent directement ou indirectement la production agricole. S'il fait désormais consensus que la sécurité alimentaire ne se résume plus uniquement à une question de production et qu'il faut également prendre en compte la consommation, il n'en reste pas moins que l'augmentation de la production, que ce soit par l'adaptation, l'intensification des pratiques agricoles ou l'extension des surfaces cultivées, en reste une condition *sine qua non*. Cette amélioration de la production agricole doit rester au cœur des débats scientifiques et politiques. **Nous étudierons donc au cours de cette thèse la composante « production » de la sécurité alimentaire, mais tout en gardant à l'esprit l'importance des autres composantes.**

2. La production agricole en Afrique de l'Ouest

Dans cette seconde sous-section, nous présentons donc plus spécifiquement la production agricole et le secteur agricole, en focalisant notre attention sur l'Afrique de l'Ouest.

2.1. L'Afrique de l'Ouest, présentation générale

Dans notre définition de l'Afrique de l'Ouest nous avons inclus l'ensemble des pays suivis par l'AGRHYMET à l'exception du Tchad (Traoré *et al.*, 2014). Cela correspond donc aux pays du CILSS auxquels s'ajoutent le Nigéria, la Sierra Leone, le Ghana et le Liberia (Figure 11).

L'Afrique de l'Ouest est caractérisée par une diversité de régions écologiques (ou écorégions) qui se définissent principalement en fonction du gradient pluviométrique observé sur la région et contrôlé par les dynamiques de la Zone de Convergence Inter-Tropicale (ZCIT) : les régions sahariennes les plus au Nord reçoivent moins de 100 mm an^{-1} et les régions les plus au Sud des pays côtiers du Golfe de Guinée plus de 2000 mm an^{-1} . La saisonnalité des précipitations est également différente suivant la latitude : une saison des pluies unique (régime unimodal) s'étendant globalement de juin à septembre pour les régions les plus au Nord et deux saisons des pluies (régime bimodal) s'étendant de mars à juillet et de septembre à octobre pour les zones les plus au Sud. Ainsi, cette diversité des situations climatiques est un facteur déterminant à la répartition des formations végétales naturelles et des différentes pratiques agricoles et donc des moyens de subsistance des populations. L'analyse de la Figure 11 fait émerger trois grandes écorégions principales :

- L'extrême Nord de la région Ouest africaine est dominé par le Sahara avec une quasi-absence de végétation.
- La région sahélo-soudanienne, au Sud de la précédente, est dominée par une végétation naturelle de savane herbacée ou arborée. Au-dessous de 600 mm an^{-1} , on trouve essentiellement des savanes à *Acacia*, caractérisées par une couverture herbacée avec la présence d'arbustes épars tandis qu'au-dessus de 600 mm an^{-1} , on trouve essentiellement des formations arbustives et arborées caducifoliées.
- Enfin, dans la partie la plus au Sud de la région, la végétation se densifie progressivement et forme ce que l'on appelle la savane guinéenne composée de formations boisées et de forêts denses de feuillus ainsi que de forêts sempervirentes.

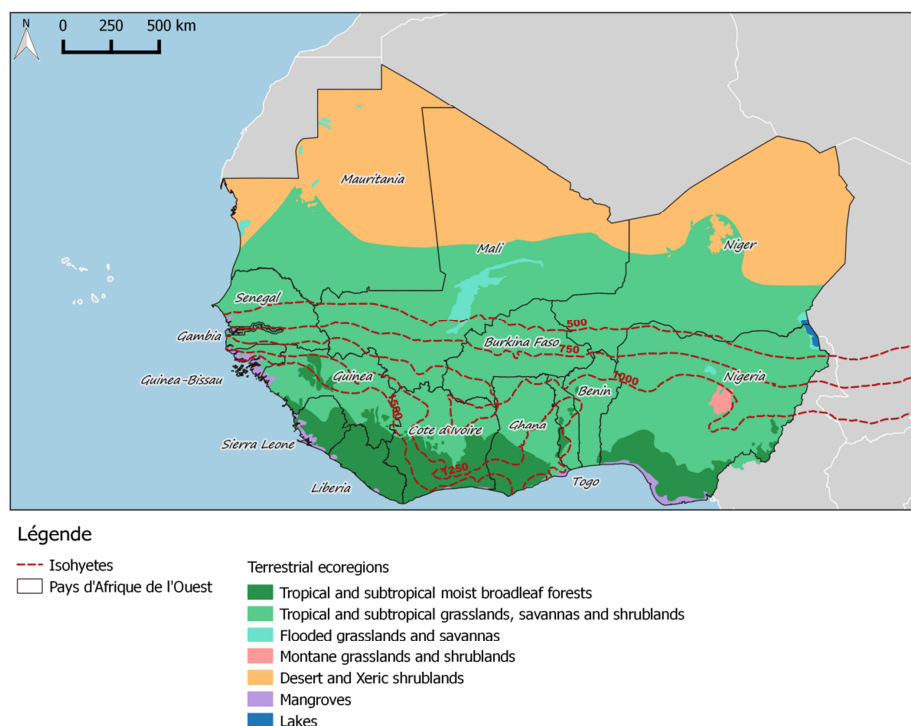


Figure 11: Localisation de l'Afrique de l'Ouest et distribution des principales écorégions (Source : Olson *et al.*, 2001)

2.2. Les principaux systèmes de production

Du fait des fortes densités de population, les formations végétales naturelles décrites précédemment ont considérablement diminué laissant la place à des formations semi-naturelles ou à des cultures et pâturages qui occupent à eux deux aujourd'hui la majorité des espaces. On peut ainsi distinguer six grands systèmes de production (Figure 12 ; FAO and World-Bank, 2001) qui se répartissent selon un gradient latitudinal, soit du Nord au Sud :

- **Le système pastoral** que l'on retrouve le plus au Nord de la zone sahélienne. Pendant la saison sèche, les pasteurs effectuent une migration vers les zones plus au sud à systèmes mixtes à base de céréales et tubercules pour bénéficier de la disponibilité des résidus de culture, de l'herbe et de l'eau puis remontent au Nord pendant la saison des pluies. Les systèmes pastoraux sont donc principalement vulnérables à la variabilité du climat (perte d'animaux due à des sécheresses), mais sont également fortement affectés par les conséquences d'un surpâturage conduisant à une dégradation de la végétation (tant en termes de quantité que de qualité) et à une perte de biodiversité.
- **Le système agro-pastoral à base de mil et de sorgho** que l'on retrouve dans les zones semi-arides. Dans ce système mixte, la culture et l'élevage ont la même importance. Particulièrement bien adaptées à de faibles niveaux de pluviométrie, le mil et le sorgho sont les deux principales cultures vivrières et sont dédiées à l'autoconsommation en zone rurale. On trouve également un peu de niébé et de sésame plutôt destinés à la vente. La première source de vulnérabilité des populations est le climat (précipitations peu abondantes et éparées) qui peut conduire à la réduction des rendements voire la perte des récoltes et l'affaiblissement des troupeaux. Une dégradation de la fertilité des sols ainsi qu'une réduction des terres agricoles disponibles ont également un fort impact sur la productivité du système.

- **Le système d'exploitation mixte céréales-racines.** Les cultures de céréales pluviales comme le maïs, le mil ou le sorgho y sont répandues, mais les racines (igname ou manioc) prédominent notamment dans les zones où la traction animale fait défaut. On y cultive également des oléagineux, de l'anacarde et du coton en tant que cultures de rente. L'élevage y est également important. Si les sécheresses représentent là encore le risque prédominant pour la production agricole, les potentialités agricoles de la zone sont sous-utilisées et des terres arables non cultivées sont encore disponibles. Par ailleurs, on y observe également un léger déclin de la fertilité du sol et l'abondance de mauvaises herbes.

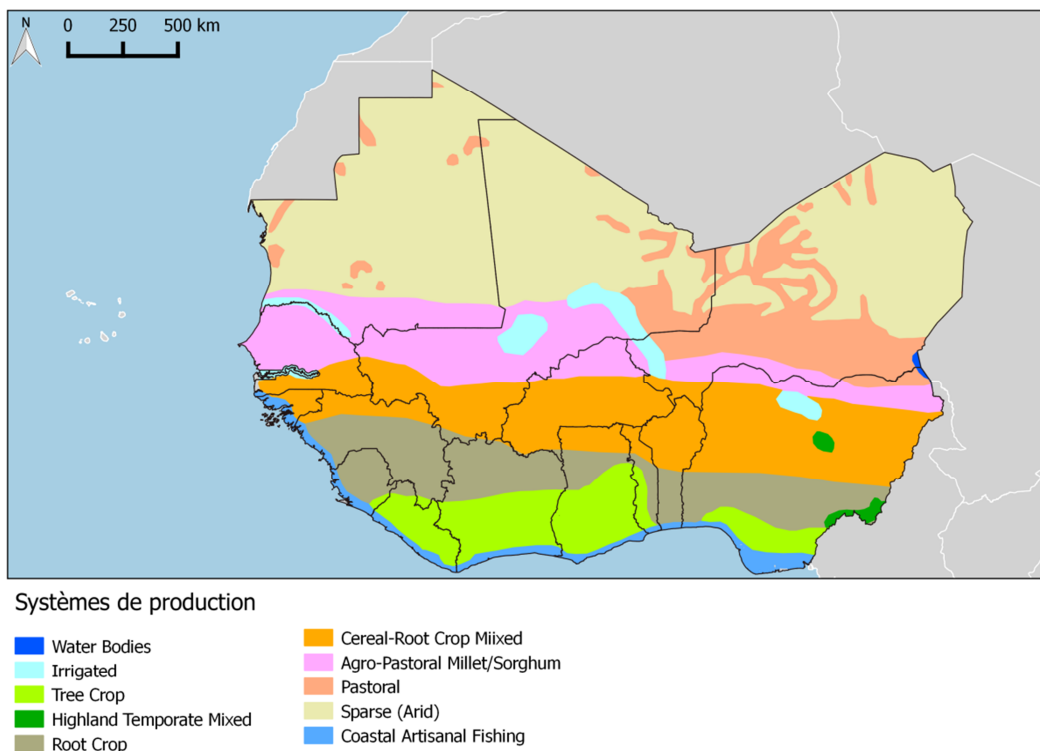


Figure 12: Carte des principaux systèmes de production en Afrique de l'Ouest (Source: FAO and World-Bank, 2001)

- **Le système à base de culture de racines** (igname, manioc) se retrouve principalement dans les zones subhumides et humides. Le régime des précipitations est bimodal, par conséquent les risques de perte des récoltes sont assez faibles. Ici les principales sources de vulnérabilité sont la fluctuation de la demande pour les cultures industrielles et les problèmes de fertilité des sols.
- **Le système arboricole** est basé essentiellement sur la production de cultures arboricoles industrielles telles que le café, le cacao, l'huile de palme ou l'hévéa représentant la principale source de revenus. Sous le couvert arboré sont intercalées des cultures vivrières destinées principalement à l'autoconsommation (taro, manioc ou igname). Les pertes des productions arboricoles et vivrières étant rares, c'est la fluctuation des prix des cultures industrielles qui constitue la principale source de vulnérabilité des systèmes arboricoles.
- **Le système irrigué** comprend les zones irriguées à partir des crues en bordure des fleuves. On y cultive aussi bien des céréales que des légumes ou encore des arbres fruitiers ou de la canne à sucre. Les cultures irriguées sont généralement associées avec des cultures pluviales et de l'élevage. La subsistance des populations est ici déterminée par les pénuries d'eau et par d'éventuels problèmes techniques sur les périmètres irrigués.

2.3. Evolution de la production agricole en Afrique de l'Ouest : une production qui augmente ?

Dans un contexte où l'on réduit souvent le continent africain aux questions d'insécurité alimentaire et de famine, l'imaginaire collectif a tendance à croire que le continent est marqué par une stagnation voire une réduction de la production agricole. Or contrairement aux idées reçues, l'analyse de l'évolution de la production céréalière montre une forte dynamique de croissance depuis le début des années 1980 avec cependant une phase relativement stable en moyenne depuis le début des années 2000 marquée par une plus grande variabilité interannuelle (Figure 13). Les productions céréalières ont été multipliées par trois et sont passées de près de 1 million de tonnes en 1980 à 3.6 millions de tonnes en 2010. Cette augmentation de la production pour les principales cultures céréalières (voir le détail de l'évolution des grandes cultures céréalières en Annexe I) s'est également accompagnée d'une augmentation de la production des cultures de rente (coton, café, cacao, arachide, *etc.*), dont l'écoulement est en grande partie assurée sur le marché international (Blein *et al.*, 2008). Au-delà de ces performances globales, la tendance est légèrement différente selon les zones comme l'atteste la Figure 14, avec des taux de croissance annuels moyens de l'ordre de 6% dans les pays de la zone sèche (Mali et Mauritanie notamment) et qui sont généralement inférieurs à 3% pour les pays côtiers.

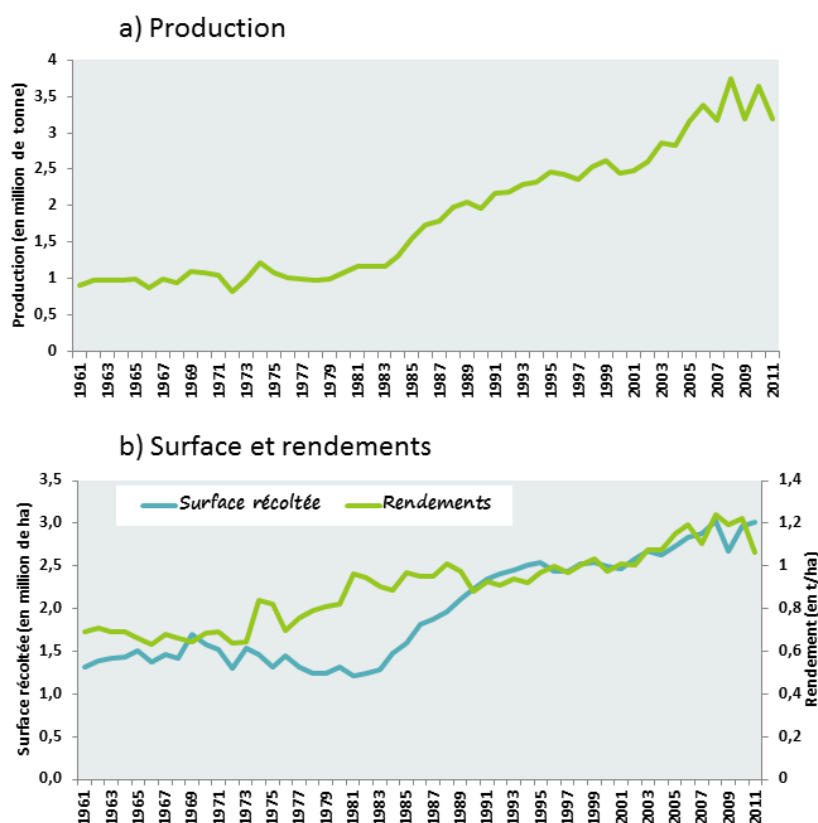


Figure 13: Evolution de la production céréalière (maïs, riz, mil et sorgho) en Afrique de l'Ouest entre 1961 et 2011 (Sources: FAOSTAT).

A l'échelle régionale cette augmentation de la production céréalière à partir des années 1980 est, semble-t-il, davantage tirée par l'augmentation des surfaces cultivées, tandis que les rendements observent une augmentation régulière voire une stagnation (Figure 13). Là est toute la différence avec d'autres régions à forte croissance de la production comme l'Asie. Pour cette dernière, l'augmentation de la production agricole repose pour l'essentiel sur une intensification des pratiques (utilisation de l'irrigation ou d'intrants). En revanche en Afrique de l'Ouest, cette croissance de la

production est fondée sur une augmentation des surfaces cultivées et sur la mobilisation d'une main d'œuvre agricole plus importante du fait de la croissance démographique. Les rendements et les pratiques agricoles ont comparativement peu évolués (NEPAD, 2013). Ainsi, aux vues des prévisions démographiques, la tendance à la stagnation sur ces 10 dernières années de la production céréalière soulève des questions quant à la capacité des pays Ouest africains à pouvoir soutenir la croissance démographique à venir. La croissance de la production doit donc maintenant s'engager vers une hausse des rendements et une augmentation de la productivité du travail.

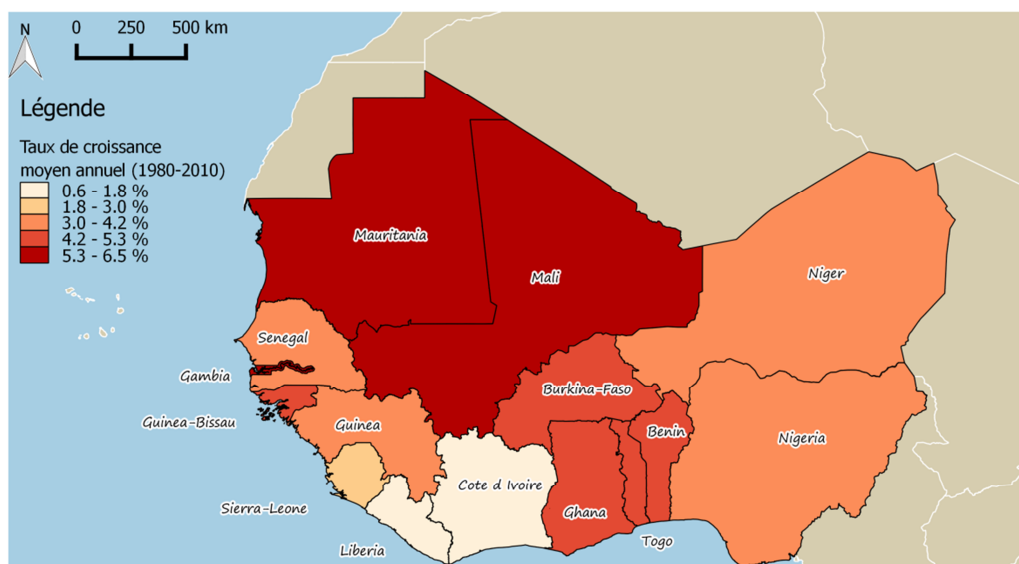


Figure 14: Taux de croissance annuelle moyen de la production céréalières entre 1980 et 2010 (Source: FAOSTAT).

2.4. Les statistiques agricoles en Afrique de l'Ouest : entre nécessité et problème de qualité et de disponibilité

Compte tenu de l'importance du secteur agricole, la production de statistiques renseignant sur la production et ses composantes (surfaces et rendements) est une démarche nécessaire afin de pouvoir évaluer les disponibilités alimentaires et la sécurité alimentaire et par conséquent planifier d'éventuelles interventions. Ces statistiques sont obtenues à partir d'enquêtes agricoles généralement faites sous forme de sondage, collectées au cours de chaque campagne auprès des ménages ruraux. Elles permettent de faire un bilan de la situation agricole et alimentaire (et alimenter les Systèmes d'Alerte Précoce, voir Section 1.4), mais également d'alimenter les comptabilités nationales (CILSS, 2009). Ceci implique d'avoir des statistiques agricoles complètes, fiables, mises à jour régulièrement et cohérentes.

Or, beaucoup de pays africains ne disposent pas aujourd'hui de systèmes fiables de collecte, stockage et diffusion des statistiques agricoles (FAO, 2011). Certaines données peuvent être manquantes et quand bien même elles existent, leur qualité est parfois douteuse. Cette faiblesse des statistiques agricoles reposent sur plusieurs problèmes majeurs:

- L'absence de recensements généraux conduits régulièrement ne permet pas de faire un état des lieux complet, mais également de définir une base de sondage pour des enquêtes plus fines, qui elles ont vocation à retranscrire la diversité des situations agricoles (Blein *et al.*, 2008). On peut par exemple citer le cas du Burkina Faso qui a réalisé son premier recensement agricole en 1993 et le second au cours de la période 2006-2010. De même, le dernier recensement du Niger est daté de 2008, tandis que le précédent datait de 1980.

- La conduite et le financement des enquêtes annuelles mentionnées précédemment qui peuvent conduire les responsables des enquêtes agricoles à modifier le protocole de récolte et de production des données, voire à procéder à des ajustements (Blein *et al.*, 2008; CILSS, 2009).
- Un manque d'outils techniques, de méthodologies et de coordinations institutionnelles harmonisés entre les différents pays.
- Un manque de capacités d'analyse des données.
- Un manque de financement alloué aux statistiques agricoles et la non-intégration de l'agriculture dans les systèmes statistiques nationaux.

Ainsi, l'amélioration des systèmes statistiques agricoles en Afrique de l'Ouest, comme dans la plupart des pays d'Afrique, est semble-t-il une priorité de premier ordre car bon nombre de systèmes d'aide à la décision en matière de politiques publiques dépendent à la fois de la disponibilité et de la fiabilité de ces données. Le rapport sur l'« Amélioration des statistiques relatives à la sécurité alimentaire, à l'agriculture durable, et au développement rural » publié conjointement par la FAO, la BAD et l'ONU en 2011 relève tout de même un certain nombre d'initiatives mises en place pour l'amélioration des statistiques agricoles (FAO, 2011): entre autres, l'établissement du Comité africain de Coordination Statistique en 2007, l'établissement de la Commission statistique pour l'Afrique en 2007, la Charte africaine de la statistique en 2009 ou la mise en place de la Stratégie pour l'Harmonisation des Statistiques en Afrique en 2010 auxquels nous rajoutons les récents Plans Stratégiques pour les Statistiques Agricoles et Rurales en 2014 (Encadré 1).

Encadré 1: « L'Afrique francophone pour un système statistique fiable et disponible »

« Réunis à Ouagadougou du 06 au 10 juillet 2015, des experts d'Afrique francophone prennent part à un atelier régional en vue de mieux s'outiller dans l'élaboration des Plans stratégiques de développement des statistiques agricoles et rurales (PSSAR). [...] Pour les experts, le secteur doit reposer sur un système d'information de qualité, gage de l'élaboration de politiques agricoles cohérentes et pérennes. S'ils veulent faire face aux dérèglements climatiques et surtout à l'insécurité alimentaire, les Etats doivent se doter de statistiques agricoles fiables, pertinentes et surtout disponibles. [...] Qui dit politique agricole dit avant tout statistiques de qualité. « Cet atelier vient donc à point nommé », d'après le ministre François Lompo. C'est une étape importante pour le Burkina Faso, mais aussi pour les autres pays d'Afrique francophone qui ambitionnent d'élaborer et de mettre en œuvre un plan d'action performant et fiable. La mise à jour des données est donc nécessaire pour faire face à l'insécurité alimentaire et nutritionnelle [...]. »

Extrait de lefaso.net du 6 juillet 2015 (<http://www.lefaso.net/spip.php?article65688>)

Bilan : Production agricole en Afrique de l'Ouest

Forte d'une grande diversité de systèmes de production, l'Afrique de l'Ouest a connu une augmentation remarquable de la production céréalière aux cours de ces trente dernières années, avec une croissance marquée de la production du maïs au détriment des cultures traditionnelles comme le sorgho ou le mil qui sont pourtant la base de l'alimentation pour la plupart des ménages sahéliens. Cette augmentation est par ailleurs le fruit d'une augmentation des surfaces cultivées plus que des rendements. En dépit d'une fragilité déjà accrue des populations sahéliennes et d'une saturation des espaces cultivés dans la majeure partie de la zone, ces dynamiques soulèvent donc des questions quant à la vulnérabilité future des populations face au risque alimentaire puisque l'augmentation de la production ne pourra pas se faire éternellement par l'augmentation des surfaces. Ainsi, pour mettre en place des politiques de développement agricole et de gestion de la sécurité alimentaire efficaces, des informations fiables sur la production agricole, les rendements et la disponibilité des terres sont nécessaires. Cependant, la faiblesse des systèmes de statistiques agricoles dans la plupart des pays Ouest africains met en évidence le besoin pressant de trouver des moyens complémentaires de suivi de la production agricole afin d'appuyer les outils déjà existants. **La télédétection pourrait être un de ces moyens pour le suivi de l'agriculture et de la production agricole à l'échelle régionale.**

3. Télédétection et suivi de la production agricole

Comme nous l'avons vu précédemment, le lien entre la production agricole et la sécurité alimentaire des populations n'est pas un lien de cause à effet *stricto sensu*. Cependant, en Afrique de l'Ouest comme dans la majeure partie de l'Afrique dominée par une petite agriculture familiale, l'autoconsommation est le principal mode d'accessibilité à l'alimentation des ménages ruraux. Par conséquent, un suivi régulier, en temps quasi-réel, sur de larges échelles et cohérent dans le temps et dans l'espace de la production agricole peut permettre de localiser les zones où des analyses plus fines peuvent être nécessaires afin de mettre en place des mesures de gestion de la sécurité alimentaire efficaces à la fois sur le court terme (dans le cas de crise alimentaire) et sur le long terme. La télédétection, qui se définit comme l'ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer des caractéristiques physiologiques et biologiques d'objets par des mesures effectuées à distance (Girard and Girard, 2010), peut fournir des informations directes ou indirectes (indicateurs) sur différents paramètres biophysiques permettant de caractériser l'état et la dynamique des couverts végétaux, ainsi que sur les conditions environnementales dans lesquelles se développent les cultures. L'objectif de cette troisième et dernière sous-section de ce Chapitre I est donc de faire un état de l'art sur l'utilisation de la télédétection pour le suivi de l'agriculture à large échelle (Section 3.1), avec un focus particulier sur son utilisation dans le cadre des Systèmes d'Alerte Précoce pour la sécurité alimentaire (Section 3.2).

3.1. La télédétection pour le suivi de l'agriculture à l'échelle régionale

3.1.1. Les systèmes opérationnels de suivi de l'agriculture à large échelle à partir d'observations satellitaires

Les systèmes de suivi de l'agriculture à large échelle doivent permettre d'obtenir des informations sur la croissance des cultures, les niveaux de production ou les rendements en temps opportun, de façon homogène sur de larges territoires et de bonne qualité. Ces informations représentent un enjeu majeur pour de nombreux besoins dont l'élaboration des politiques agricoles, les échanges commerciaux internationaux, mais également pour les questions de sécurité alimentaire (Atzberger, 2013). Parmi ces systèmes on compte notamment le LACIE (Large Area Crop Inventory Experiment) initié en 1974 par l'USDA (United State Departement of Agriculture), la NASA (National Aeronautics and Space Administration) et la NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) (McDonald and Hall, 1980) avec pour objectif la mise au point de méthodes opérationnelles basées sur des données Landsat afin de fournir des informations sur les possibilités de production d'un certain nombre de cultures comme le blé, le soja, le maïs ou le riz dans différents pays dont les Etats-Unis, le Brésil ou la Chine (Bonn, 1996). L'Union Européenne dispose également de son système de suivi de l'agriculture au travers de l'action Agri4Cast de l'unité MARS (Monitoring Agricultural ResourceS) du JRC (Joint Research Commission) qui permet un suivi régulier et des prévisions de rendements des principales cultures au niveau européen en se basant à la fois sur des observations satellites, des données météorologiques et des modèles de croissance agro-climatiques (Baruth et al., 2008). Enfin, plus récemment, notons le projet GLAM (Global Agricultural Monitoring), initié en 2002 par la NASA et le Foreign Agricultural Service (FAS) de l'USDA avec là encore l'objectif d'améliorer le suivi de l'agriculture et l'estimation de la production des cultures à partir de plusieurs sources de données satellitaires dont les données NOAA AVHRR GIMMS, les données MODIS ou les données SPOT VGT (Becker-Reshef et al., 2010a). C'est à ce jour un des rares systèmes qui opèrent de façon régulière et continue un suivi de l'agriculture à l'échelle globale. Ce projet est maintenant intégré dans l'initiative internationale GEOGLAM lancée en 2011 (Singh et al., 2012) qui, en s'appuyant sur les différentes initiatives de systèmes de suivi des cultures déjà existants au niveau national, régional et global, a pour objectif d'améliorer les prévisions sur la production agricoles et les prévisions climatiques. GEOGLAM se décompose en trois composantes thématiques : (1) les suivis agricoles aux échelles globale et régionale ; (2) le renforcement des capacités nationales et (3) le suivi des pays à risque et la sécurité alimentaire.

Ainsi, nous pouvons résumer schématiquement le fonctionnement de ces systèmes globaux comme présenté en Figure 15. A partir d'observations satellitaires à moyenne résolution spatiale, de données agro-météorologiques à basse résolution ou des données d'observation au sol ainsi que l'utilisation de modèles agro-météorologiques, ces systèmes obtiennent pour l'essentiel à l'échelle régionale des informations sur l'étendue du domaine cultivé, la surveillance des cultures au travers du suivi de la production de biomasse ou des estimations/prévisions de rendements. Nous allons donc dans la suite de cette section discuter chacune de ces trois applications possibles de la télédétection. C'est également autour de ces trois points que s'articule ce manuscrit de thèse (Chapitre III, Chapitre IV et Chapitre V). Ces applications sont développées à partir des principes de base de la télédétection de la végétation qui sont rappelés en Annexe II.

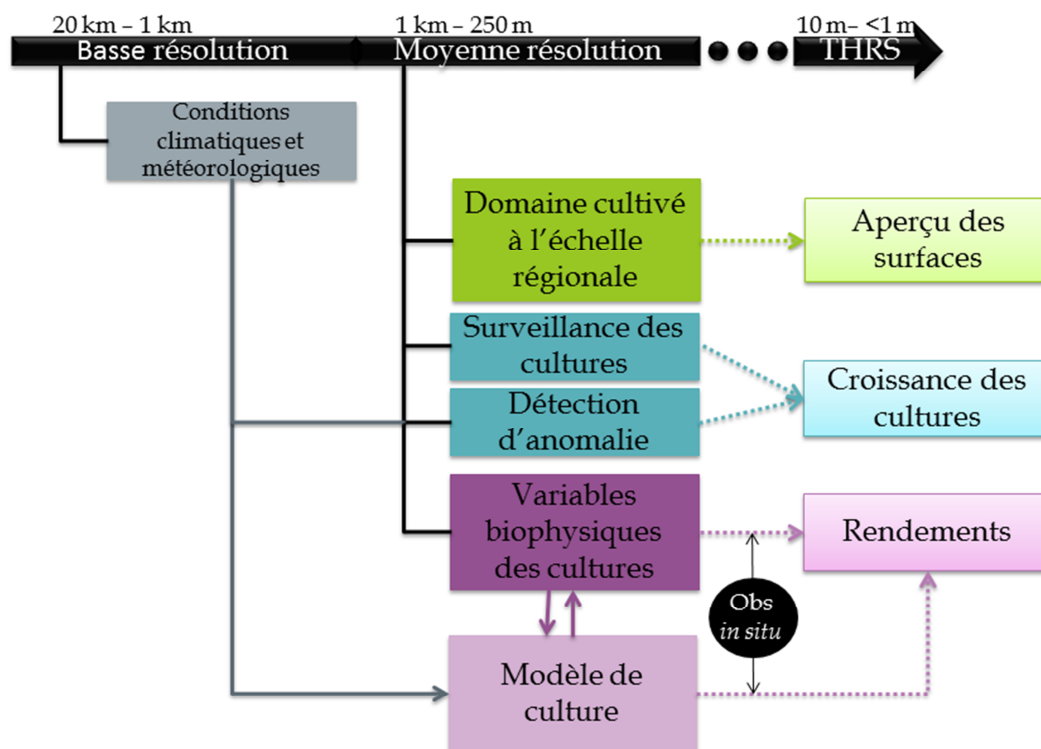


Figure 15: Vue schématique du fonctionnement d'un système de suivi de l'agriculture à l'échelle globale à partir d'images à basse et moyenne résolution spatiale (adapté de la Figure 4 de Justice and Becker-Reshef, 2007).

3.1.2. Cartographie des surfaces cultivées à l'échelle régionale

Revue des principaux produits globaux

Pour le suivi de l'agriculture à l'échelle régionale, que ce soit pour le suivi des surfaces cultivées que pour le suivi de la croissance des cultures ou des rendements, la localisation des surfaces cultivées reste l'information de base à intégrer dans les systèmes opérationnels de suivi de l'agriculture. Depuis le début des années 1990, la caractérisation et la cartographie de l'occupation du sol à l'échelle continentale voire globale a été rendue possible par l'amélioration continue que ce soit en termes de résolution spatiale, temporelle ou thématique de ce que l'on appelle les « produits globaux » (Giri *et al.*, 2013), de sorte que l'on recense aujourd'hui près de 14 produits globaux avec des résolutions spatiales comprises entre 30 m et 10 km (Tableau 2). La plupart de ces produits présentent une cartographie de l'occupation du sol à un instant t et ne permettent pas un suivi dynamique de l'occupation du sol, excepté pour le produit MODIS Land Cover (MCD12Q1) qui est disponible annuellement et pour le produit GLC30 qui est visualisable en ligne pour 2000 et 2010 (seul 2010 est téléchargeable). Par ailleurs, ce sont pour l'essentiel des produits qui ont initialement été développés pour le suivi des grands écosystèmes et ne possèdent qu'une à trois classes spécifiques pour l'agriculture, avec généralement une à plusieurs classes mixtes cultures/végétation naturelle. Par conséquent, peu n'ont comme réel objectif de fournir des estimations fiables sur les superficies cultivées, ce qui est pourtant une information nécessaire pour le suivi de la production agricole. Nous ne présentons ci-après que quelques uns de ces produits disponibles à l'échelle du continent africain:

- **Résolution spatiale supérieure à 1 km** : Il s'agit ici de deux produits spécifiquement dédiés au suivi de l'agriculture. Le produit M3-Cropland (Ramankutty *et al.*, 2008) est issu d'une combinaison des produits MODIS et GLC2000, et calibré à partir de données statistiques agricoles. Il possède une classe pour les cultures et une classe pour les pâturages. Le produit

GIAM (Thenkabail *et al.*, 2009) a quant à lui été développé par l'IWMI (International Water Management Institute) en collaboration avec différents partenaires. Il représente les zones irriguées et est basé sur différents types d'images satellites, notamment NOAA AVHRR et MODIS ainsi que sur des données terrain.

- **Résolution spatiale de 1 km** : Ces produits sont développés soit à partir de données AVHRR (Hansen *et al.*, 2000; Loveland and Belward, 1997) ou de données SPOT-VGT (Bartholomé and Belward, 2005). Le produit GLC 2000 par exemple est un produit qui a été développé par le Joint Research Unit (JRC) de la Commission Européenne et présente un état des lieux de l'occupation du sol pour l'année 2000. Le produit est basé sur des données issues du capteur VEGETATION de SPOT acquises entre 1999 et 2000. Il est composé de 19 sous-régions, avec pour chaque région une légende spécifique associée. Cette dernière est basée sur le Land Cover Classification System (LCCS) de la FAO. Le GLC2000 pour l'Afrique comporte 27 classes (Bartholomé and Belward, 2005). Plus récemment, et avec la multiplication des produits globaux, on a vu l'apparition de produits qui sont eux-mêmes une combinaison de plusieurs produits globaux, régionaux ou nationaux disponibles à différentes échelles spatiales afin de créer des produits «hybrides» (Fritz *et al.*, 2015; Latham *et al.*, 2014). L'objectif est de tirer profit de l'ensemble des jeux de données disponibles et de ne garder, pour un territoire donné, que le meilleur produit disponible. Dans le cas du produit du IIASA (International Institute for Applied Systems Analysis), le produit final est obtenu à partir d'une approche par convergence des preuves entre les différents produits. Ce produit a été validé à partir d'images à haute résolution spatiale disponibles sur une plateforme de crowdsourcing, le GeoWiki¹¹, et obtient une précision globale 82.4% à l'échelle du globe (Fritz *et al.*, 2015).
- **Résolution spatiale comprise entre 250 m et 500 m** : Ces produits ont vu le jour à partir du début des années 2000 avec l'arrivée du capteur MODIS (2000) puis du capteur MERIS à bord du satellite Envisat (2002). Parmi ces produits, le produit GlobCover à 300 m de résolution spatiale est coordonné par l'Agence Spatiale Européenne (ESA) et propose une classification de l'occupation du sol en 22 classes basée sur la nomenclature LCCS (Bicheron *et al.*, 2008). Le domaine cultivé y est décrit par 4 classes : cultures irriguées, cultures pluviales, mosaïque culture et végétation naturelle avec culture comme classe dominante (50-70%) et mosaïque culture et végétation naturelle avec culture comme classe minoritaire (20-50%). Le produit de Pittman *et al.* (2010) (Global Cropland Extent) est quant à lui à notre connaissance le seul produit proposant une cartographie des types de culture à l'échelle globale (maïs, soja, blé et riz) établie à partir de données MODIS à une résolution spatiale de 250 m. Le produit a été validé par les auteurs avec des statistiques agricoles aux échelles nationales. Les résultats les moins bons sont obtenus pour l'Afrique, ce qui selon les auteurs s'explique par la résolution spatiale des données MODIS qui ne permettent pas de refléter pleinement la dynamique saisonnière des cultures pour des paysages agricoles fortement hétérogènes (Pittman *et al.*, 2010).
- **Résolution spatiale de 30 m** : Enfin, deux produits d'occupation du sol à une résolution spatiale de 30 m à partir d'images Landsat ont récemment été proposés (Chen *et al.*, 2015; Yu *et al.*, 2013). Le produit GLC30 comporte 10 classes d'occupation du sol dont une seule spécifique à l'agriculture (« Cultivated Land ») et qui est définie comme les terres utilisées pour l'agriculture, l'horticulture et le maraîchage. La précision globale de ce produit est estimée à 80.33% avec un indice de Kappa de 0.73 (Chen *et al.*, 2015). Cependant, malgré une amélioration considérable en terme de précision spatiale, la précision pour la classe culture reste faible (précision pour le producteur de 39% et précision pour l'utilisateur de 45%) (Chen *et al.*, 2015).

¹¹ <http://www.geo-wiki.org/>

Tableau 2: Liste des produits globaux d'occupation du sol existants à l'échelle de la planète et leurs classes agricoles.

Produit	Sources	Référence	Resolution spatiale	Couverture temporelle	Nombre de classes	Classes agricoles
> À 1 km						
M3-Cropland	MOD12Q1 + GLC 2000	Ramankutty <i>et al.</i> , 2008	10 km	2000	2	Cropland
GIAM	NOAA-AVHRR + MODIS	Thenkabail <i>et al.</i> , 2009	10 km	2000	1	Irrigated area
1 km						
IGBP ou GLCC	NOAA-AVHRR	Loveland and Belward, 1997	1 km	1992-1993	17	Cropland Cropland / Natural vegetation mosaic
UMD-1km	NOAA-AVHRR	Hansen <i>et al.</i> , 2000	1 km et 8 km	1992-1993	12	Cropland
GLC2000	SPOT VGT	Bartholomé and Belward, 2005	1 km	1999-2000	27	Cultivated and managed areas Mosaic cropland/tree/other natural vegetation Mosaic cropland.shrub and/or grass cover
IIASA cropland	Plusieurs produits globaux, régionaux et nationaux	Fritz <i>et al.</i> , 2015	1 km	2005	1	Cropland
GLC-Share	Plusieurs produits globaux, régionaux et nationaux	Latham <i>et al.</i> , 2014	1 km	2014	11	Cropland
250 m – 1 km						
MCD12Q1	MODIS	Friedl <i>et al.</i> , 2010	500 m	2001 – 2012 (annuel)	17	Cropland Cropland/natural vegetation mosaic
GlobCover 2005	ENVISAT MERIS	Bicheron <i>et al.</i> , 2008	300 m	2005	22	Post-flooding or irrigated cropland (or aquatic) rainfed cropland Mosaic cropland (50-70%) / vegetation (20-50%) Mosaic vegetation (50-70%) / cropland (20-50%)
ESA LandCover CCI	ENVISAT MERIS SPOT-VGT	ESA., 2014	300 m	2000 - 2005 - 2010	36	Cropland rainfed Herbaceous cover Tree or shrub cover Cropland, irrigated or post - flooding Mosaic cropland (>50%) / natural vegetation (tree, shrub, herbaceous cover) (<50%) Mosaic natural vegetation (tree, shrub, herbaceous cover) (>50%) / cropland (<50%)
Global Cropland extent	MODIS	Pittman <i>et al.</i> , 2010	250 m	2000-2008	4	Cropland
GLCNMO2008	MODIS+ Landsat + GLC2000+GLCC+MOD12Q1	Tateishi <i>et al.</i> , 2014	250 m	2008	20	Cropland Paddy field Cropland/other vegetation mosaic
30 m						
FROM-GLC	Landsat + MODIS + variables bioclimatiques + MNT + Indicateurs d'aridité	Yu <i>et al.</i> , 2013	30 m	2013	8	Cropland
GLC30	Landsat + HJ-1	Chen <i>et al.</i> , 2014	30	2000 et 2010	10	Cultivated Land

Comparaison et validation des produits globaux

L'apparition et la multiplication des produits globaux ont amené les membres de la communauté scientifique à s'interroger sur la précision des différents produits. Ainsi, un certain nombre d'études ont été faites pour comparer les produits entre eux, mais également les comparer aux statistiques agricoles telles que celles de la FAO, afin d'évaluer la précision des différentes classes d'occupation du sol, mais aussi la cohérence spatiale entre les produits (Fritz *et al.*, 2010; Hannerz and Lotsch, 2006; Kaptué Tchuenté *et al.*, 2011; Vintrou *et al.*, 2012a). Globalement, les différentes analyses montrent qu'il existe un double désaccord entre les produits, notamment pour la caractérisation du domaine cultivé en Afrique.

Le premier désaccord concerne la superficie du domaine agricole. Hannerz and Lotsch, (2006) comparent quatre produits globaux (MCD12Q1, GLC2000, UMD-1km et GLCC) et montrent de nombreuses différences entre les produits. A l'échelle du continent africain, la différence la plus importante est observée entre les produits MCD12Q1 (71 millions ha) et GLC2000 (325 millions ha) et s'élève donc à 254 Mha. A l'échelle du Mali, Vintrou *et al.* (2012a) trouvent une différence de 8 Mha, avec une surestimation du domaine cultivé par le produit GLC2000 par rapport au produit MCD12Q1. De même, Giri *et al.* (2005) et plus tard Fritz and See, (2008) et Fritz *et al.* (2010) ont montré à l'échelle globale une surestimation des surfaces cultivées par le produit GLC2000 et une sous-estimation par le produit MCD12Q1. A l'échelle nationale, les produits globaux et les statistiques agricoles nationales sont également en désaccord sur l'extension du domaine cultivé. Hannerz and Lotsch, (2006) trouve une corrélation très basse entre les données AgroMAPS (ajustées avec les données FAO) et GLC2000 et une corrélation inverse pour le produit MCD12Q1 pour le deuxième niveau administratif sous le niveau national au Burkina Faso. Pour le Mali, les mêmes conclusions peuvent être tirées avec une superficie du domaine cultivé estimée à 4.9 Mha par la FAO et à 13 Mha pour les produits GLC2000 et GlobCover, 18 Mha pour le produit Ecoclimap II et 5 Mha pour le produit MODIS (Vintrou *et al.*, 2012a).

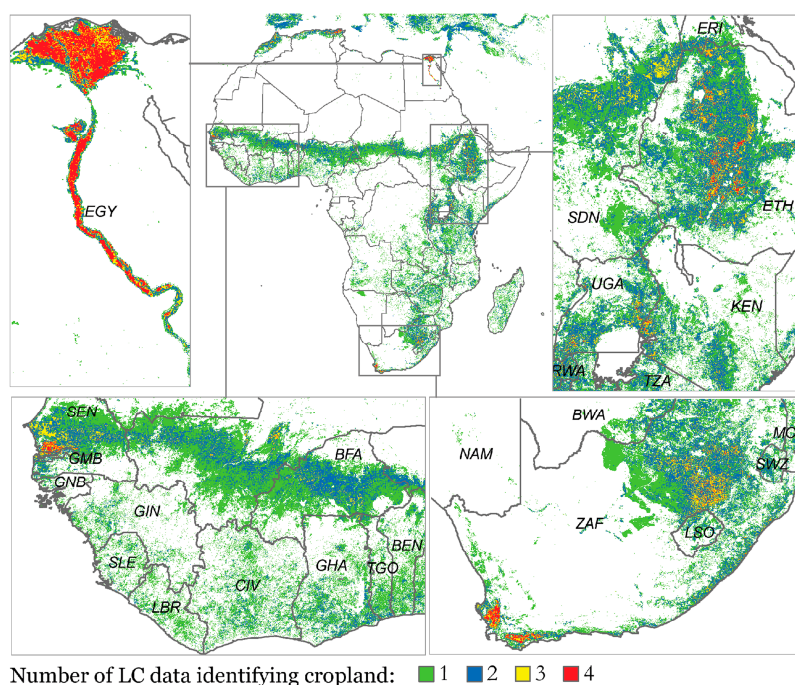


Figure 16: Exemple d'accord spatial (pixel à pixel) pour la localisation des surfaces cultivées pour quatre produits globaux d'occupation du sol (MCD12Q1, GLC2000, UMD-1km et GLCC). La couleur indique le nombre de produits ayant identifié le domaine cultivé (Source : Hannerz and Lotsch, 2006)

Si les superficies diffèrent d'un produit à l'autre, il y a également un désaccord sur la localisation même du domaine cultivé. Pour l'Afrique, [Hannerz and Lotsch, \(2006\)](#) montrent que ce désaccord est particulièrement important pour les espaces à faible densité culturale comme le Sahel (Figure 16), tandis que les zones d'accord entre les produits sont caractérisées par un paysage homogène comme les déserts ou les espaces de végétation éparse ([Kaptué Tchuenté et al., 2011](#)). Ceci s'explique en partie par la forte hétérogénéité spatiale des paysages de végétation naturelle et agricoles (mosaïques paysagères), qui rend difficile l'attribution d'une classe unique à un pixel. Ce constat avait également été fait par [Giri et al. \(2005\)](#) qui montrent pour les surfaces cultivées un accord entre les produits GLC2000 et MCD12Q1 de 51.2% à l'échelle globale, mais avec l'existence de zones de profonds désaccords comme le Sahel, ce que l'on retrouve également dans l'étude menée par [Herold et al. \(2008\)](#). Enfin, plus récemment [Fritz et al. \(2015\)](#) comparent les deux produits spécifiques à l'agriculture, le IASA-Cropland et M3-Cropland et mettent en évidence que dans les zones sahélienne et au Nord de la Côte d'Ivoire le produit M3-Cropland détecte des zones cultivées qui ne sont pas présentes dans le produit IASA-Cropland, tandis que l'inverse est observé au niveau des pays côtiers. Toutes ces différences permettent alors à [Giri et al. \(2005\)](#) de conclure que si la surface totale du domaine cultivé peut être la même selon les produits, l'accord spatial peut lui être totalement incohérent.

Les principales raisons pour expliquer ces désaccords entre les produits sont de deux natures : méthodologique et liée au contexte de l'agriculture africaine. Du point de vue de **la méthodologie** plusieurs aspects peuvent intervenir. Notamment, (1) les propriétés spectrales, temporelles et spatiales des données ainsi que les prétraitements mis en place pour l'obtention des produits ([Kaptué Tchuenté et al., 2011](#)) ; (2) une différence dans la résolution spatiale des produits qui oblige à la dégradation de cette dernière afin de les rendre comparables entre eux ; (3) une différence dans les algorithmes de classification, par exemple classification par ISODATA pour GLCC ([Loveland and Belward, 1997](#)), par arbre de décision pour le produit MCD12Q1 ([Friedl et al., 2010](#)) ou par une combinaison d'approche orientée-objets, orientée-pixels et intégrant des connaissances expertes dans le cas du produit GLC30 ([Chen et al., 2015](#)) et (4) une différence dans les systèmes de classification utilisés et donc dans la définition des classes, avec pour la plupart une utilisation soit de la nomenclature LCCS, soit celle de l'International Geosphere-Biosphere Programm (IGPB). La comparaison des produits entre eux nécessite donc d'harmoniser les légendes, passant soit par des méthodes de logique floue ([Fritz and See, 2008](#)), soit par approche booléenne avec agrégation de certaines classes ([Herold et al., 2008](#); [Kaptué Tchuenté et al., 2011](#)).

Du point de vue des **spécificités liées au contexte africain**, et notamment en zone sahélienne, les différences peuvent s'expliquer par la grande variabilité régionale des systèmes agricoles présents basés sur de la petite agriculture familiale. Ceci se traduit par une complexité spatiale et une variabilité temporelle des paysages et de la structure des paysages, rendant difficile l'identification d'une classe d'occupation du sol particulière. A cela s'ajoute également une grande diversité spatiale et temporelle au sein même des classes cultivées due à la diversité des pratiques agricoles, des calendriers agricoles, des espèces cultivées et des cycles culturaux ([Atzberger, 2013](#); [Waldner et al., 2015](#)) se traduisant par une variabilité inter et intra-parcellaire. La présence des jachères ainsi que la quasi-synchronisation entre le développement des cultures et celle de la végétation naturelle rendent également délicate la séparation entre les deux. Enfin, la nébulosité au cours de la saison des pluies est une entrave supplémentaire à la discrimination des systèmes agricoles à base de cultures pluviales. Ainsi, dans leur étude publiée en 2015 visant à proposer une réflexion stratégique et de mutualisation des efforts autour de la cartographie du domaine cultivé à l'échelle globale, [Waldner et al.](#) concluent que les efforts futurs devront être portés sur l'Afrique de l'Ouest et du Sud en particulier. Pour ce faire, les auteurs encouragent la communauté scientifique notamment à s'accorder sur une définition commune du domaine cultivé ainsi que sur la collecte de jeux de données de validation.

3.1.3. Suivi de la croissance des cultures : les anomalies

Dans tout système de suivi de l'agriculture à large échelle, une information spatialisée sur les conditions de croissance des cultures (à la fois saisonnières, mais aussi intra-saisonnières), et notamment la détection des situations de stress, est un paramètre essentiel à prendre en compte. Pour ce faire, la méthode la plus simple consiste à comparer les valeurs à un instant t d'un indice de végétation (voir Annexe II) avec les valeurs historiques de ce même indice afin de pouvoir détecter et délimiter spatialement les comportements déviants (« les anomalies ») par rapport à une situation normale. Un exemple est donné en Figure 17 où l'on voit que des années comme 2000 ou 2002 montrent des anomalies fortes de l'indice de végétation en Afrique de l'Ouest, tandis que les années 2003 et dans une moindre mesure 2010 ont montré des conditions plus favorables au développement des cultures.

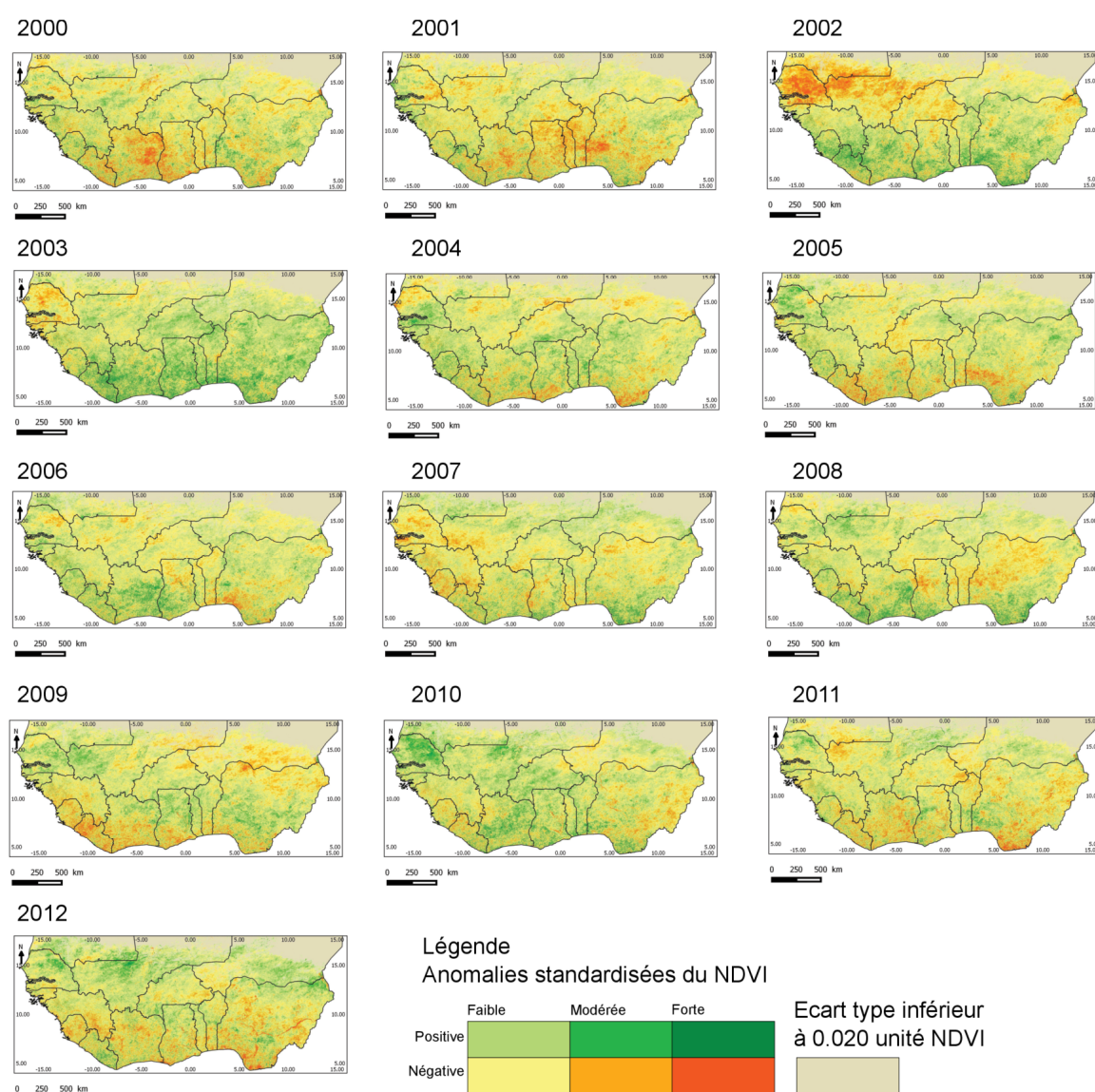
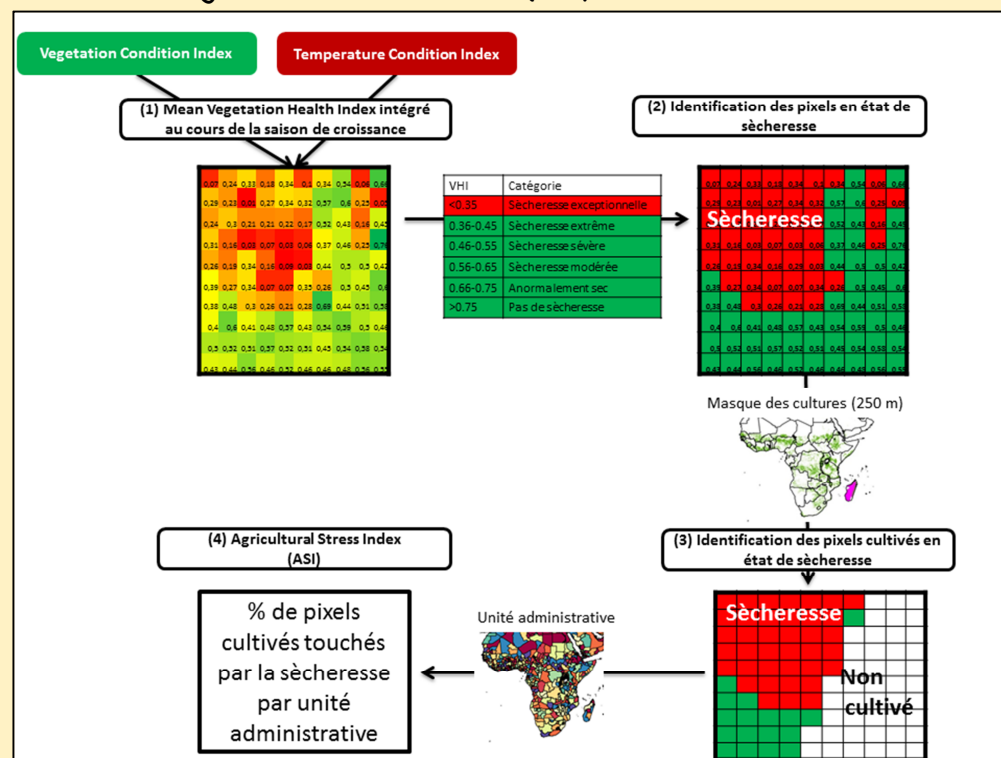


Figure 17: Anomalies du NDVI annuel entre 2000 et 2012 en Afrique de l'Ouest, calculé à partir du NDVI MODIS (Source: Leroux and Bégué, 2014).

Les anomalies de NDVI ou de température peuvent également être normalisées sous formes d'indices (le Vegetation Condition Index [VCI] - Kogan, 2008 et le Temperature Condition Index [TCI] respectivement). Le VCI et le TCI peuvent ensuite être combinés pour donner de nouveaux indices

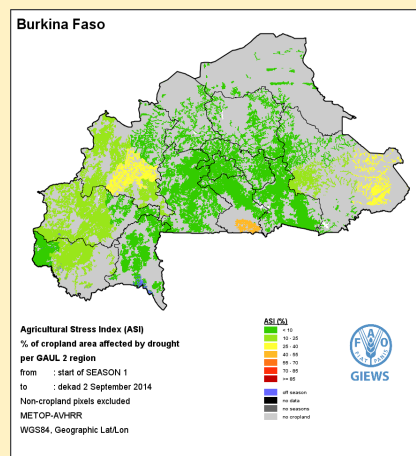
tels que le VHI¹² (Vegetation Health Index - *Rojas et al., 2011*) pour la végétation et le ASI (Agricultural Stress Index) plus spécifique aux cultures car il intègre en plus des informations sur le cycle des cultures et un masque du domaine cultivé (Encadré 2). Le calcul d'anomalies est une méthode qualitative simple qui est aujourd'hui utilisée de façon opérationnelle dans l'ensemble des systèmes de suivi de l'agriculture et ce particulièrement dans le cadre de la sécurité alimentaire (*Atzberger, 2013; Rembold et al., 2013*).

Encadré 2: l'Agricultural Stress Index (ASI)



Adapté de Van Hoolst et al. (2012)

L'Agricultural Stress Index System (ASIS) a été mis en place par la FAO conjointement avec le VITO et le JRC pour détecter à l'échelle du globe les zones agricoles présentant une forte probabilité de sécheresse en se basant sur l'analyse des indices de végétation au cours de la saison de croissance. Le ASIS est basé sur l'indice VHI (Vegetation Health Index) dérivé du NDVI et des données de températures du capteur Metop/AVHRR à 1 km. Le VHI est intégrée sur la période de croissance des cultures (entre la date de début et de fin de saison) puis est classé en fonction de seuils pour identifier les pixels présentant un fort stress hydrique tout en se limitant aux zones (pixels) cultivées.



Sources : FAO/GIEWS

<http://www.fao.org/giews/english/index.htm>

¹² $VHI = w_1 VCI + 1 - w_1 TCI$ avec w_1 coefficient de pondération variant en fonction des zones d'études

3.1.4. Suivi et estimation de la biomasse et des rendements

Suivi de la biomasse végétale

Estimation de la production de biomasse végétale

Au début des années 1980, [Tucker \(1979\)](#) a été parmi les premiers à montrer que la combinaison des réflectances spectrales dans les bandes du rouge et du proche infrarouge au travers d'indices de végétation était corrélée à la biomasse totale aérienne au moment de la mesure sous la forme d'une relation asymptotique, avec une relation linéaire pour une quantité de biomasse inférieure à 500 g/m² et une saturation de la relation au-delà de ce seuil (Figure 18). Depuis, le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) développé par [Rouse et al. \(1974\)](#) (voir Annexe II) a largement été utilisé pour étudier la production de biomasse et ce notamment en raison de sa forte relation avec différents paramètres biophysiques des couverts comme le LAI (Leaf Area Index) ou le FAPAR (Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation) ([Hatfield et al., 1984](#); [Holben et al., 1980](#); [Tucker, 1979](#)).

La façon la plus simple d'estimer la production de biomasse à la fin de la saison de la végétation repose sur l'établissement d'une relation empirique entre des indices de végétation et des mesures de biomasse. Dès 1985, [Tucker](#) met en relation des données NOAA-AVHRR NDVI intégrées au cours du temps avec des mesures de biomasse aérienne pour de la végétation herbacée à la fin de la saison de croissance au Nord du Sénégal. Les auteurs ont trouvé une forte corrélation entre les deux variables et estiment que le NDVI est capable de retranscrire entre 52% et 83% de la variabilité de la biomasse suivant les années. [Diouf and Lambin \(2001\)](#) dans la zone du Ferlo au Sénégal trouvent également une relation très forte entre le NDVI et la biomasse herbacée mesurée (R² de 0.68 en moyenne) malgré une forte dispersion que les auteurs attribuent à l'agrégation de paysages hétérogènes au sein d'un pixel de 8 km² (pixel NOAA), à la contribution du sol ainsi qu'aux perturbations atmosphériques et aux effets angulaires. Enfin, plus récemment [Dardel et al. \(2014b\)](#) ont montré que le NDVI intégré sur la saison de croissance permettait d'expliquer 59% de la variabilité observée au sol sur un site au Mali (le Gourma) et 38% pour un site au Niger (le Fakara) entre 1994 et 2011, tandis que [Brandt et al. \(2015\)](#) trouvent un coefficient de détermination de 0.57 entre le NDVI et des mesures de biomasses réalisées par le Centre de Suivi Ecologique (CSE) entre 1987 et 2013 sur plusieurs sites au Sénégal.

Des méthodes semi-empiriques d'estimation de la production de biomasse à partir du NDVI ont également été mises en place, notamment à la suite des travaux menés par [Monteith et al \(Monteith and Moss, 1977; Monteith, 1972\)](#) qui montrent que pour une culture sans stress, la production de biomasse qui résulte de la photosynthèse peut être directement reliée au FAPAR en intégrant des valeurs radiométriques sur une période donnée selon le formalisme suivant :

$$MS = \int_{t_0}^{t_1} \varepsilon_c \varepsilon_i \varepsilon_b RG dt$$

Avec :

- RG le rayonnement global incident (MJ/m²)
- MS la matière sèche produite (g/m²)
- ε_c l'efficacité climatique, proportion d'énergie photosynthétiquement active (PAR) contenue dans le rayonnement globale. L'efficacité climatique peut être considérée comme relativement constante car peu dépendante des conditions atmosphériques et de la position du soleil ([Varlet-Grancher et al., 1981](#)).

– ε_i l'efficacité d'interception par le couvert de l'énergie photosynthétiquement active (FAPAR). Ce paramètre dépend essentiellement de la structure du couvert et des propriétés optiques des feuilles. Les travaux de [Asrar et al. \(1984\)](#), [Myneni and Williams \(1994\)](#) ont également montré que le FAPAR peut être linéairement relié à des indices de végétation dont le NDVI car ils sont tous deux sensibles aux propriétés optiques des feuilles et à la géométrie du couvert, à l'angle solaire zénithal ainsi qu'aux conditions atmosphériques.

– ε_b l'efficacité de conversion de l'énergie photosynthétiquement active absorbée en matière sèche (g/MJ) et qui peut être considérée comme constante pour une espèce ou un groupe d'espèces données si elle est intégrée sur l'ensemble du cycle cultural et en conditions hydriques non-limitantes ([Baret et al., 1989](#)).

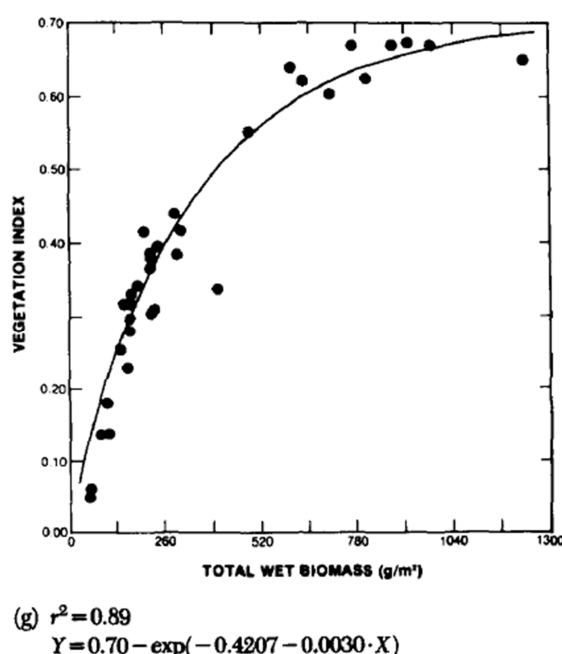


Figure 18: Relation entre le NDVI instantané et la biomasse d'après [Tucker et al. 1979](#).

Les tendances de la production de biomasse sur le long terme

Les études portant sur les analyses de la production de biomasse sur le long terme sont désormais possibles grâce à la disponibilité de séries d'indice de végétation d'une profondeur temporelle de près de 30 ans. De récents papiers de synthèse sur ce sujet ont d'ailleurs été publiés au cours de ces deux dernières années afin de faire le point sur près de 30 années de recherches ([Higginbottom and Symeonakis, 2014](#); [Knauer et al., 2014](#); [Mbow et al., 2015](#)). Ainsi, de nombreuses études se sont attachées à analyser statistiquement les tendances de la production de biomasse à partir de séries temporelles d'indices de végétation et interprètent cela en terme de « verdissement » (« greening » en anglais, augmentation de l'indice de végétation) ou de « brunissement » (« browning », une réduction de l'indice de végétation) ([Rasmussen et al., 2014](#)). La plupart de ces études s'inscrivent dans les questionnements autour du reverdissement du Sahel faisant suite aux débats autour de la désertification du Sahel ou l'avancée irréversible du désert du Sahara ([Dardel et al., 2014b](#)). Les premières analyses menées au début des années 1980 à partir du capteur NOAA-AVHRR ont alors remis en question cette théorie ([Tucker and Nicholson, 1999](#); [Tucker et al., 1994](#)). Ces premiers travaux ont ensuite été confirmés par des études plus récentes faisant état d'une augmentation significative de la production de biomasse depuis le début des années 1980 sur l'ensemble du Sahel ([Anyamba and Tucker, 2005](#); [Anyamba et al., 2014](#); [Dardel et al., 2014b](#); [Eklundh and Olsson, 2003](#); [Herrmann et al., 2005](#); [Huber et al., 2011](#); [Olsson et al., 2005](#)) (Figure 19). Cette tendance serait due

à une augmentation de l'amplitude du NDVI pour les régions les plus au Nord du Sahel et à une augmentation de la longueur du cycle pour les régions plus au Sud (Heumann *et al.*, 2007). Des analyses récentes menées avec des observations à plus haute résolution spatiale (ex : MODIS à 250 m) font émerger quant à elles des hétérogénéités spatiales dans les tendances avec l'identification de zones ne présentant pas de tendance significative voire même des tendances négatives comme au Nord du Burkina Faso (Rasmussen *et al.*, 2014) ou en pays Dogon au Mali (Brandt *et al.*, 2014a). De même, dans la région du Fakara au Niger, Dardel *et al.* (2014b) trouvent une tendance à la réduction des couverts végétaux tandis que dans la région du Gourma au Mali, ils mettent en avant le rôle des différentes composantes du paysage du couvert végétal avec une augmentation de la biomasse dans les zones à sols sableux.

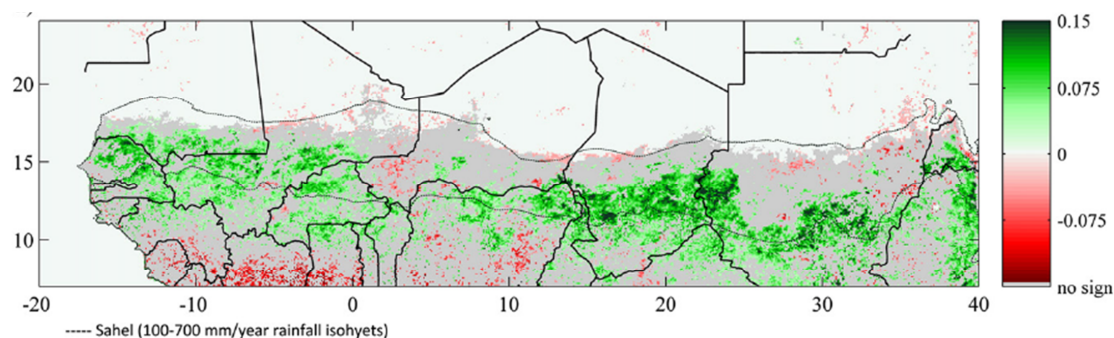


Figure 19: Tendances du NDVI GIMMS3g entre 1981 et 2011 au Sahel. Les tendances non significatives ($p\text{-value} < 0.10$) sont masquées en gris (Source: Dardel *et al.*, 2014b)

Suivi des rendements

Définitions du rendement

Le rendement d'une culture céréalière se définit habituellement comme la quantité (le poids des grains récoltés) par unité de surface. Il est dépendant de trois paramètres : des caractéristiques variétales de la plante cultivée, de l'environnement et des pratiques agricoles mises en place (Figure 20). Ainsi, on distingue trois types de rendements en fonction des interactions entre ces trois paramètres (Neumann *et al.*, 2010; Titttonell and Giller, 2013; Van Ittersum *et al.*, 2013) :

- **Le rendement potentiel** qui se définit comme le rendement que l'on obtient pour une culture donnée si toutes les conditions, notamment les conditions environnementales, sont optimales.
- **Le rendement atteignable** qui se définit comme le rendement maximum atteignable en fonction des facteurs limitants. En Afrique sub-saharienne, dans le cas des cultures pluviales, on parle de rendements atteignables sous contraintes hydriques et nutritives qui sont les deux principaux facteurs limitants. Les rendements atteignables sous contraintes hydriques ainsi que les rendements potentiels, peuvent être simulés à partir de modèles agro-météorologiques.
- **Les rendements observés** sont les rendements qui sont obtenus en conditions réelles et qui vont être déterminés par différents facteurs de réduction comme la présence de mauvaises herbes, de ravageurs ou le développement de maladies, un manque de ressources économiques pour accéder aux intrants ou aux semences. Tous ces facteurs peuvent théoriquement être atténués notamment en mettant en place des pratiques efficaces de gestion visant à réduire l'écart entre les rendements observés et atteignables. Au final, le niveau de rendements observés est défini par les actions conjointes des facteurs déterminants, des facteurs limitants et des facteurs de réduction. La différence entre les rendements observés et les rendements atteignables est appelé le « yield gap ».

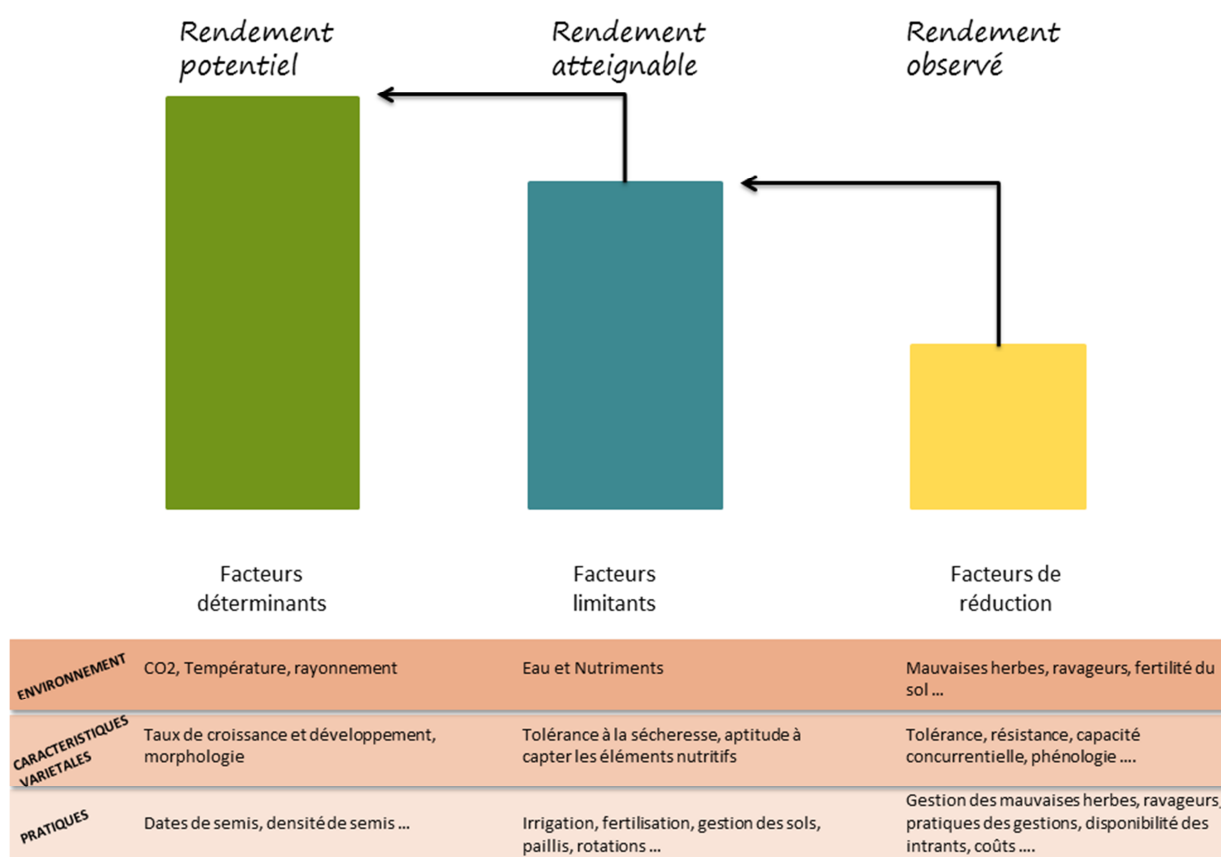


Figure 20: Définitions du rendement potentiel, atteignable et observé et des principaux facteurs déterminants (Sources: Adapté de Tittonell and Giller, 2013; Van Ittersum *et al.*, 2013).

Parce qu'elles fournissent des informations objectives sur les conditions observées de développement des cultures et intègrent par défaut l'ensemble des facteurs affectant les rendements, les données de télédétection apparaissent comme un outil pertinent pour leur suivi. Cela se justifie notamment par la relation établie entre les indices spectraux comme le NDVI et la biomasse présentée précédemment, mais également par la possibilité d'obtenir certaines variables biophysiques du couvert comme le LAI ou le FAPAR. Elles permettent de plus d'acquérir une information spatialisée sur de larges zones et se présentent alors comme un outil complémentaire aux méthodes traditionnelles que sont la modélisation agro-météorologique et les enquêtes terrains. Dès lors, le suivi des rendements à partir des données de télédétection peut se faire sous trois formes: le suivi qualitatif des rendements, le suivi quantitatif des rendements à partir de relations mathématiques basées sur des observations satellitaires et le suivi quantitatif à partir de modèles de croissance de culture. Le suivi qualitatif reposant sur la détection des anomalies de production de biomasse présentée dans la Section 3.1.3, nous ne présentons ici que les deux dernières approches du suivi des rendements par télédétection. Pour plus d'information, le lecteur pourra se référer à l'article de synthèse de Felix Rembold publié en 2013 (Rembold *et al.*, 2013).

Estimation des rendements à partir de relations empiriques

La relation empirique à partir de données de télédétection est la forme la plus simple d'estimation des rendements et est également la plus précise pour des cultures avec de faibles rendements finaux notamment car la relation entre les indices de végétation et le LAI intégrés dans le temps est en dessous du seuil de saturation (Delécolle *et al.*, 1992). En général, une régression est établie entre le NDVI pour une date spécifique (ex. Becker-Reshef *et al.*, 2010b) ou intégré temporellement entre deux dates (ex. Tucker *et al.*, 1983) et des rendements observés (Lobell, 2013; Moran *et al.*, 1997; Wall *et al.*, 2008). Les travaux de Tucker *et al.* (1980) ont été parmi les premiers à établir une relation

linéaire entre des rendements de blé et une combinaison de bandes spectrales dans le rouge et le proche infrarouge. Par la suite, de nombreuses études ont cherché à estimer les rendements à des échelles régionales en mettant en relation le NDVI (généralement NOAA-AVHRR ou MODIS) avec des rendements. Pour le cas de l'Afrique de l'Ouest, on peut notamment citer les travaux de [Rasmussen \(1992\)](#) et [Groten \(1993\)](#) au Burkina Faso, qui ont estimé les rendements en mil à partir de valeurs de NDVI AVHRR intégrées. Dans le premier cas, le modèle (régression linéaire simple) est basé sur le NDVI intégré sur une période de 30 jours à partir de son maximum et permet d'estimer les rendements avec une erreur de l'ordre de 7% à l'échelle de la région de l'Oudalan, tandis que pour la seconde étude le modèle (polynôme du second degré) établi à partir du NDVI intégré sur le mois d'août estime les rendements avec une précision de 16% ($R^2=0.74$) pour plusieurs provinces sahéliennes. Plus récemment, [Maselli et al. \(2000\)](#) ont quant à eux développé un modèle permettant d'estimer les rendements de mil au Niger, toujours à partir des données NDVI AVHRR, dès le milieu du mois de septembre et avec une erreur moyenne de l'ordre 72 kg ha⁻¹.

La plupart de ces modèles basés uniquement sur des indices de végétation peuvent être considérablement améliorés par l'intégration de variables bioclimatiques (températures, précipitations, humidité du sol ; ex. [López-Lozano et al., 2015](#)) ou de facteurs déterminants des rendements ([Rembold et al., 2013](#)). Par exemple, [Rasmussen \(1998\)](#) met en place plusieurs modèles de régression linéaire multiple à partir du NDVI, du pourcentage de terres cultivées et d'information sur la densité de bétail au Sénégal. Leur modèle permet d'expliquer 88% de la variance des rendements en mil. [Imran et al. \(2013\)](#) ont testé deux modèles plus complexes pour estimer les rendements en mil, sorgho et coton au Burkina Faso : un modèle d'autocorrélation conditionnelle et un modèle de régression pondérée géographiquement utilisant tous deux des données NDVI SPOT-VGT, des données sur les précipitations, la topographie, les propriétés des sols et la disponibilité de la main d'œuvre. Ces auteurs obtiennent un coefficient de détermination variant de 0.30 à 0.85 en fonction des cultures et des modèles.

Dans la plupart des études, un masque du domaine cultivé est utilisé afin d'isoler les pixels cultivés et réduire la variabilité du NDVI due à la présence de végétation naturelle ([Kastens et al., 2005](#)). [Maselli and Rembold \(2001\)](#) ont par exemple montré que l'utilisation d'un masque du domaine cultivé améliorerait significativement l'estimation des rendements en céréales pour 4 pays d'Afrique du Nord (Maroc, Tunisie, Algérie et Egypte). Pour ce faire, certains se basent sur la ou les classes relative(s) à l'agriculture représentée(s) dans les produits globaux ou régionaux et considèrent donc le domaine cultivé dans son ensemble, toutes cultures confondues ([Funk and Budde, 2009](#); [Rojas, 2007](#)), tandis que d'autres utilisent des cartes d'occupation du sol dérivées de données à haute voire très haute résolution spatiale ([Becker-Reshef et al., 2010b](#); [Chahbi et al., 2014](#); [Doraiswamy et al., 2004](#)), avec quand c'est possible, un masque spécifique pour chaque culture. Cette dernière approche suppose cependant de pouvoir avoir des cartes par type de culture et par an, ce qui n'existe pas aujourd'hui aux échelles nationales en Afrique. Pour pallier à ces contraintes [Kastens et al. \(2005\)](#) ont développé une technique qu'ils appellent le « yield-correlation masking » et qui consiste à 1) estimer les rendements à partir du NDVI en considérant l'ensemble des pixels, 2) corrélérer les valeurs de rendements estimés avec les rendements observés historiques et 3) ne garder les pixels qu'au-dessus d'un certain seuil pour des analyses ultérieures. [Maselli and Rembold \(2001\)](#) ont également mis en relation le NDVI intégré avec des rendements historiques afin de dériver la proportion de surface cultivée par pixel.

Dans tous les cas, toutes ces approches basées sur l'établissement d'une relation empirique entre des observations satellitaires et une variable biophysique à prédire n'ont de sens que si elles ont été calibrées à partir de données d'observations au sol fiables. Dans la plupart des cas, ce sont des statistiques agricoles qui sont utilisées, généralement agrégées à des échelles administratives voire nationales (ex. [Becker-Reshef et al., 2010b](#); [Imran et al., 2013](#); [López-Lozano et al., 2015](#); [Maselli and Rembold, 2001](#)) et plus rarement des observations au sol (ex. [Chahbi et al., 2014](#); [Doraiswamy et al.,](#)

2005; Sibley *et al.*, 2014). L'applicabilité de ces approches est donc pour beaucoup de régions du monde limitée, et ce particulièrement en Afrique de l'Ouest où la qualité des statistiques agricoles est hétérogène et où les bases de données d'enquêtes terrain couvrant de longues périodes et homogènes dans le temps sont rarement disponibles.

Estimation des rendements à partir de modèles de croissance des cultures

La seconde façon d'estimer les rendements est de coupler des variables biophysiques du couvert végétal issues de la télédétection avec des modèles de croissance des cultures. Ces modèles mathématiques basés sur des équations déterministes permettent de formaliser les connaissances que l'on a sur les mécanismes physiologiques de croissance des végétaux et leurs interactions avec les principaux facteurs limitants comme le climat ou le niveau de fertilité du sol, tout en prenant en compte les différentes pratiques culturales (Delécolle *et al.*, 1992). Dans ces modèles, les variables biophysiques dérivées des données de télédétection (par simple relation linéaire ou par inversion de modèle de transfert radiatif) sont utilisées pour (re)-paramétrer, (re)-calibrer ou forcer les modèles (ex. De Wit *et al.*, 2012 ; Padilla *et al.*, 2012 et Chahbi *et al.*, 2014). Cette approche permet à la fois de bénéficier d'une estimation continue dans le temps de la croissance des cultures par le modèle de culture qui fournit un cadre mathématique et d'une spatialisation des variables d'état du couvert végétal (comme le LAI ou la phénologie), ainsi que des variables de sorties comme la biomasse ou le rendement grâce aux données de télédétection (Rembold *et al.*, 2013). Cette approche n'a cependant, à notre connaissance, jamais été utilisée en Afrique de l'Ouest pour l'estimation des rendements (à la fois du point de vue purement de la recherche que du point de vue plus opérationnel) essentiellement en raison de la mixité des pixels (mélange de culture et végétation naturelle ou présence de plusieurs types de culture) et du manque d'informations spatialisées sur l'ensemble des paramètres et variables d'entrée du modèle (climat, sol ou pratiques agricoles).

3.2. De l'usage de la télédétection dans les principaux Systèmes d'Alerte Précoce en Afrique

Les SAP doivent effectuer un suivi exhaustif des conditions de développement des cultures au cours de la saison agricole afin notamment d'estimer la production des principales cultures. Du point de vue des observations satellitaires, ces dernières servent alors essentiellement à donner un aperçu général des événements agro-climatiques aux travers de l'utilisation conjointe d'estimation des précipitations, d'indice de végétation dérivé d'observation satellitaire ou de données d'observation au sol. Ces premières estimations générales et qualitatives sont ensuite affinées par des modèles agro-climatiques (fonctionnant avec des données satellitaires ou des données au sol) permettant par exemple d'estimer des indicateurs de satisfaction en eau, les dates de semis (Justice and Becker-Reshef, 2007). Nous présentons ici l'utilisation de la télédétection au sein des SAP pour la sécurité alimentaire en Afrique au travers de cinq SAP opérationnels présentés en Section 1.4.2.

3.2.1. Suivi des conditions agro-climatiques

Au sein des SAP mentionnés précédemment, la télédétection est utilisée pour le suivi des conditions agro-climatiques, que l'on définit comme l'ensemble des facteurs qui ont un effet direct sur la capacité des exploitants agricoles à exercer leurs activités. FEWS-NET utilise par exemple les données d'estimation des précipitations par satellite RFE2 (Rainfall Estimate Version 2) pour analyser les cumuls pluviométriques décennaux ainsi que les anomalies correspondantes (comparaison de la décennie en cours avec les valeurs historiques de cette même décennie). Les anomalies permettent ainsi de détecter les zones avec un risque de déficit hydrique. Des données RFE2 journalières sont également dérivées les dates de démarrage de la saison des pluies (Start of Season) ainsi que les anomalies correspondantes. La saison des pluies est établie lorsque l'on observe une décennie avec au moins 25 mm de pluie suivie par deux décennies consécutives avec au moins 20 mm de pluie. Ainsi, la Figure 21 montre un retard de une à deux semaines dans le démarrage de la saison des pluies en juin 2015 notamment au Nigéria, Bénin et Burkina Faso entre autres, ce qui peut avoir pour conséquence

un retard dans la date de semis. Par ailleurs, FEWS-NET produit également des cartes d'anomalie d'évapotranspiration à pas de temps mensuel, combinant des observations dans le thermique du capteur MODIS avec des observations au sol implémentées dans un modèle de bilan énergétique de surface (Senay *et al.*, 2013).

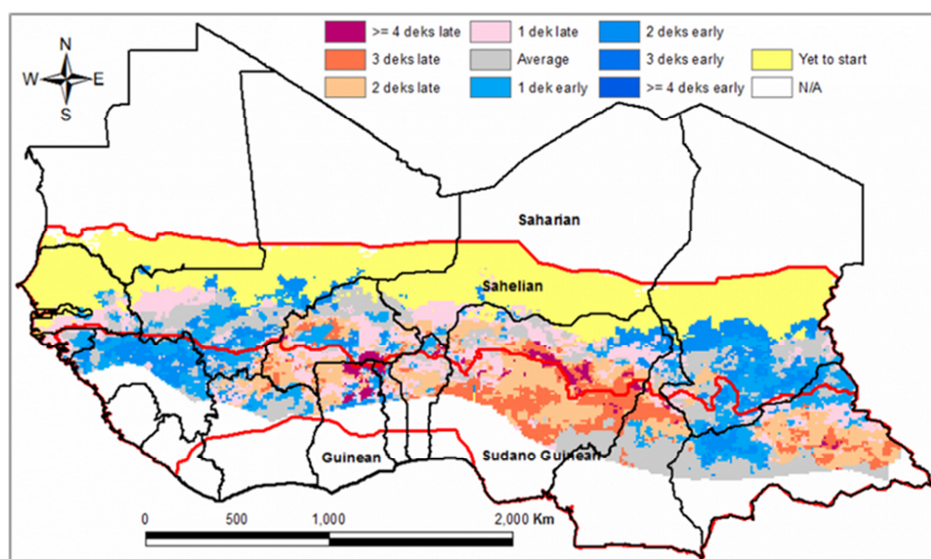


Figure 21: Anomalie dans la date de démarrage de la saison des pluies pour la seconde décennie du mois de juin 2015 en Afrique de l'Ouest (Source: USGS/FEWS-NET).

AGRHYMET effectue également un suivi des conditions agro-climatiques au cours de la campagne agricole, notamment au travers du suivi des précipitations. Le suivi des conditions pluviométriques s'effectue alors par la mise en place de cartographies des cumuls pluviométriques à pas de temps décennaire, mensuel et saisonnier et de leur comparaison avec les cumuls historiques sur les 30 dernières années. Ces analyses sont basées à la fois sur le réseau de pluviomètres au sol et sur des estimations des précipitations faites à partir de l'imagerie thermique du satellite METEOSAT. Tout retard de plus de deux semaines dans le démarrage de la saison des pluies représentent alors un risque pour le déroulement de la saison des cultures et donc à l'obtention de bons rendements (Traoré *et al.*, 2014).

Enfin, pour le suivi des conditions agro-climatiques à l'échelle globale, CropWatch a mis en place des indices spécifiques (CWAi, CropWatch Agroclimatic Indicators) qui permettent d'accorder plus de poids aux espaces cultivés (CropWatch, 2015). Ces indices sont calculés à la fois pour les précipitations (combinaison de TRMM3B42 et de ERA-Interim du European Centre for Medium Range Weather Forecasts), pour la température (obtenue à partir du jeu de données d'observation au sol Global Surface Summary of the Day) et pour le PAR (part du rayonnement photosynthétiquement actif obtenu à partir du produit MERRA [Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications]).

3.2.2. Détection des anomalies de croissance de la végétation

La détection des anomalies de croissance de la végétation est sans conteste l'utilisation principale de la télédétection au sein des SAP. Cela permet de suivre l'évolution des conditions de croissance de la végétation tout au long de la campagne agricole au travers de l'utilisation du NDVI ou d'indicateurs dérivés et de faire une évaluation qualitative de la production de biomasse végétale:

- **FEWS-NET** utilise le NDVI MODIS à 250 m et analyse les anomalies au regard de l'année précédente ainsi qu'au regard de la moyenne du NDVI observée sur période 2000-2010. Les valeurs sont exprimées à la fois en valeur absolue et en valeur relative.

- **GIEWS** produit par décade et à l'échelle mondiale ou à l'échelle nationale des cartes d'anomalies de végétation, de condition de végétation (VCI), de santé de la végétation (VHI ; Figure 22) et de stress hydrique (ASI) à partir du NDVI Metop-AVHRR.
- **MARS-FoodSec** utilise par exemple pour la Somalie, le Kenya et l'Ouganda, le AFRICNDVI, un indicateur dérivé des données NDVI décadaires de SPOT-VGT à 1 km et de la carte d'occupation du sol AFRICOVER (Nègre *et al.*, 2001).
- **CropWatch** publie également à l'échelle régionale et nationale des anomalies de NDVI et des cartes de VHI dérivées des données MODIS.
- **AGRHYMET**, dans le cadre de son suivi des zones pastorales, utilise le NDVI NOAA pour suivre l'évolution de la végétation au cours de la saison de croissance au travers du calcul d'anomalies standardisées, mais également du VCI. Des valeurs d'anomalies de végétation standardisées négatives ainsi que de VCI inférieures à 60% sont alors considérées pour alerter sur d'éventuels risques de réduction en termes de production des cultures ou des pâturages (Traoré *et al.*, 2014).

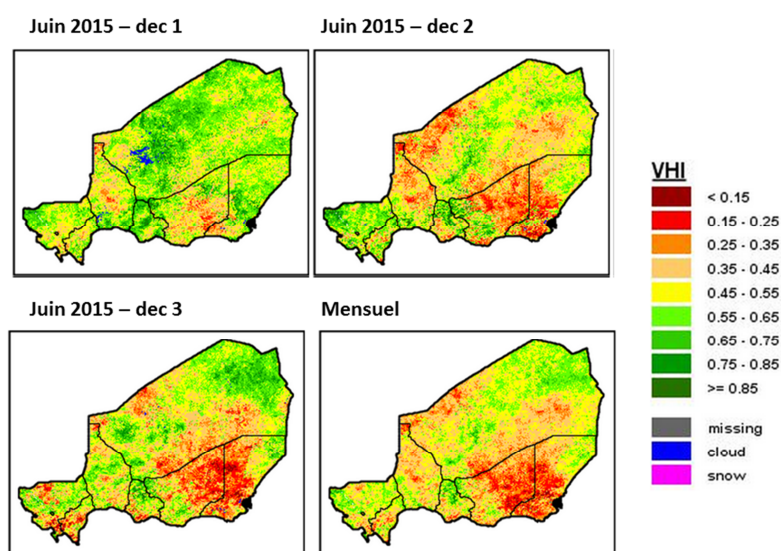


Figure 22: Cartographie du VHI au Niger pour les 3 décades du mois de juin 2015 et du VHI mensuel (Source : GIEWS).

3.2.3. Cartographie des surfaces cultivées

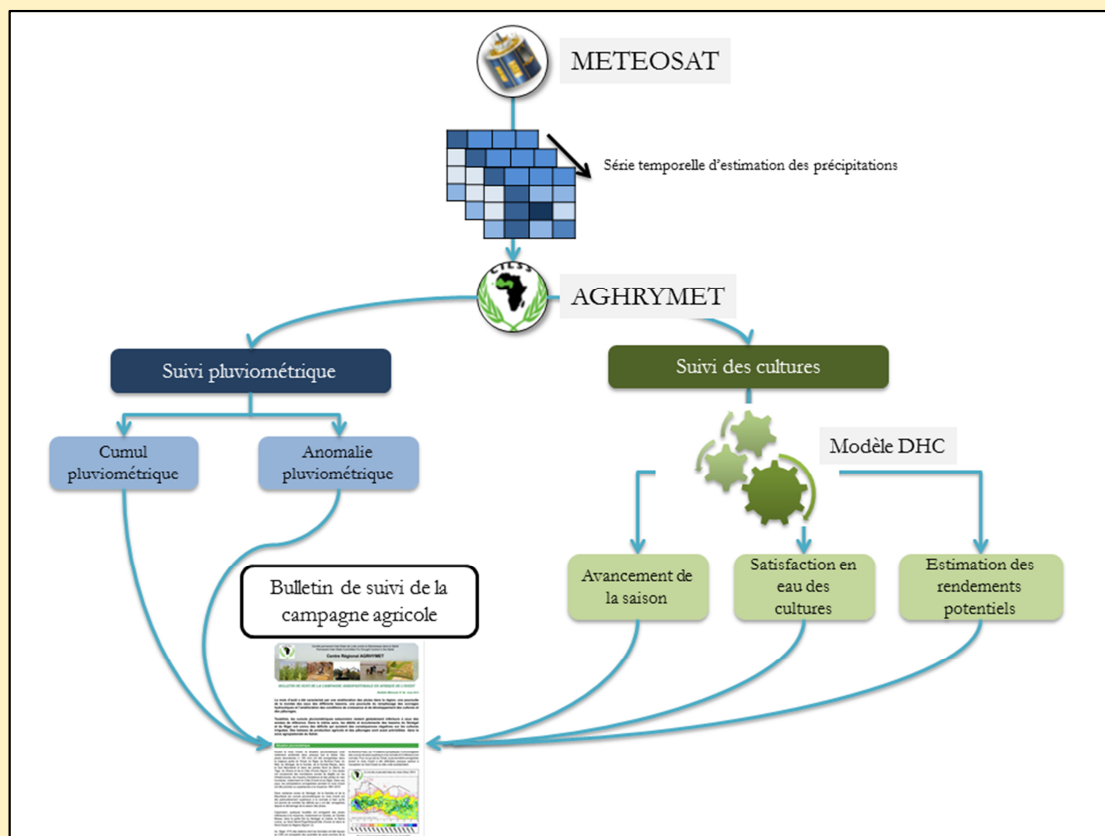
L'utilisation des données de télédétection pour le suivi des surfaces cultivées à l'échelle régionale est aujourd'hui très limitée. A notre connaissance, il n'y a que CropWatch qui inclut cette composante dans son système de surveillance. Les surfaces cultivées en blé, soja, maïs et riz sont estimées à partir d'une régression entre les surfaces propres à chaque culture telles qu'observées par les statistiques agricoles à l'échelle nationale (ex. FAOSTAT) et la fraction de terres arables (CALF) estimées par CropWatch. Cette fraction se définit comme le ratio des surfaces des terres arables cultivées sur la surface totale des terres arables et se calcule à partir du NDVI MODIS. Un pixel est classé comme cultivé ou non par l'utilisation conjointe d'une méthode de seuillage du NDVI et par un arbre de décision (CropWatch, 2015). Par ailleurs, certains SAP, comme GIEWS utilisent des produits globaux d'occupation du sol dans l'élaboration de certains indicateurs comme le ASI. Le masque du domaine cultivé utilisé dans ce cas est un produit hybride fourni par le JRC et qui compile plusieurs sources d'information comme les produits GlobCover, AFRICOVER ou les cartes nationales produites dans le cadre de l'initiative Global Land Cover Network de la FAO (Vancutsem *et al.*, 2013).

3.2.4. Suivi des rendements

Le suivi et l'estimation des rendements des cultures reposent aujourd'hui dans la plupart des SAP sur des appréciations qualitatives au regard du déroulement de la campagne agricole, au travers majoritairement de la détection des anomalies de croissance à partir d'indices de végétation mentionnées précédemment et des sorties de modèles agro-météorologiques. Pour ce faire FEWS-NET utilise par exemple un modèle de bilan hydrique spécifique à chaque culture pour estimer un indicateur de satisfaction des besoins en eau des cultures, le WRSI (Water Requirement Satisfaction Index), à partir des données d'estimation des précipitations RFE2, des données d'évapotranspiration potentielle issues d'un modèle basé sur l'équation de Penman-Monteith, des informations sur les sols ainsi que sur la topographie (Verdin and Klaver, 2002). Le WRSI est un indicateur de performance des cultures en fonction de la disponibilité en eau au cours de la saison.

Au travers du modèle de bilan hydrique DHC (Diagnostic Hydrique des Cultures), AGHRYMET estime aussi l'indice de satisfaction des besoins en eau, mais également les rendements potentiels. Une première estimation des rendements potentiels sous contrainte hydrique est faite en août puis en septembre (Genesio *et al.*, 2011; Traoré *et al.*, 2014) (Encadré 3). Cependant, dans son bulletin mensuel AGHRYMET ne communique pas sur des rendements quantitatifs, mais sur des valeurs relatives en comparaison avec les rendements moyens observés sur la période 1971-2000. Le modèle utilise en entrée les données décennales METEOSAT ou des données d'observations au sol, mais faute de pouvoir avoir une information spatialisée pour l'ensemble des paramètres d'entrée du modèle, la spatialisation de ces estimations se fait pour l'instant par l'interpolation spatiale des estimations faites ponctuellement. Conjointement aux analyses des anomalies standardisées, du VCI et de la date de démarrage de la saison des pluies mentionnées précédemment, AGRHYMET considère les zones comme potentiellement à risque en matière de sécurité alimentaire dès lors qu'un indice de satisfaction des besoins en eau en dessous de 50% sur deux décades consécutives ainsi que des rendements potentiels inférieurs à 90% de la moyenne sont observés (Traoré *et al.*, 2014).

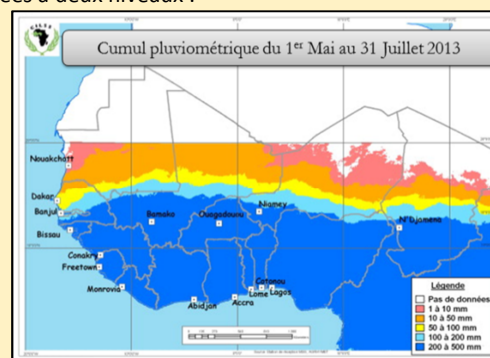
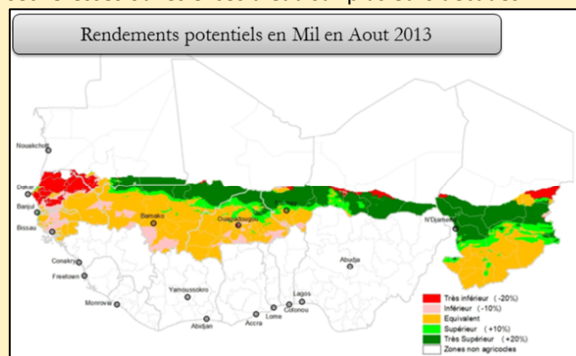
Enfin, CropWatch effectue un suivi des rendements par deux approches. Une première approche qualitative, basée sur le VCI maximal (MaximumVCI), calculé sur l'ensemble de la saison de croissance et qui permet de donner une estimation de la biomasse potentielle maximale produite. La seconde approche est une estimation quantitative des rendements basée sur un modèle de régression linéaire à partir d'indicateurs dérivés du NDVI, calculé pour des pixels considérés comme cultivés et calibré à partir de statistiques nationales.

Encadré 3: AGRHYMET et l'utilisation des données METEOSAT

Dans le cadre du suivi de la campagne agropastorale, le centre AGRHYMET se base en partie sur des données MSG (Meteosat Second Generation) en complément d'observations au sol pour suivre l'évolution des cultures ou des pâturages. Ces données d'estimation des précipitations par satellite sont utilisées à deux niveaux :

Le suivi pluviométrique

Le suivi de la situation pluviométrique consiste en la cartographie des quantités de pluies décennales, mensuelles ou saisonnières et l'analyse de ces dernières au regard de la situation moyenne observée sur une période d'une trentaine d'année (anomalies pluviométriques). Une attention particulière est alors portée sur les zones présentant des événements extrêmes comme les sécheresses ou les excès d'eau sur plusieurs décades.

**Le suivi des cultures**

Le suivi des cultures est fait en combinant des informations provenant des services météorologiques nationaux et des sorties de modèles agrométéorologiques comme DHC. Le modèle DHC utilise alors en entrée des données journalières de précipitations provenant soit du réseau de stations des pays membre du CILSS, soit des estimations METEOSAT. Les sorties du modèles permettent d'obtenir une cartographie des dates de démarrage de la saison de cultures, des indices de satisfaction en eau des cultures et de l'estimation des rendements potentiels.

Sources Traore *et al.*, (2014)

*Bilan : Télédétection et suivi de la production agricole
dans le cadre des SAP*

Depuis le début des années 1980 et le lancement du capteur NOAA-AVHRR, les études portant sur le suivi de la végétation à large échelle se sont multipliées et se sont affinées au fur et à mesure de l'amélioration des systèmes d'acquisition satellitaires en termes de résolutions spatiale, spectrale et temporelle. La télédétection permet un suivi objectif de toutes les composantes de la production agricole à une échelle régionale que ce soit la production de biomasse, le suivi des surfaces cultivées ou l'estimation des rendements. Dans le même temps et à la suite des importantes crises alimentaires des années 1970-1980, des systèmes de surveillance de la sécurité alimentaire et nutritionnelle ont été mis en place afin d'apporter des solutions à court et long termes pour gérer les crises alimentaires et réduire la vulnérabilité des populations. Pour permettre la mise en place de réponses rapides et efficaces, les SAP ont besoin d'accéder à des données fiables et rapides sur différents paramètres dont le déroulement de la campagne agricole ou l'évolution des conditions climatiques. Si la télédétection fait aujourd'hui partie intégrante des SAP, son utilisation est principalement limitée au suivi des conditions agro-climatiques ainsi qu'à la détection d'anomalies de croissance de la végétation servant de base pour une estimation qualitative des rendements. De plus, seule la composante conjoncturelle de la sécurité alimentaire est aujourd'hui abordée avec la télédétection *via* la détection de situations potentielles de crises alors que nous disposons aujourd'hui de séries temporelles d'une profondeur suffisante pour traiter des questions à plus long terme. Ainsi il apparaît que l'ensemble des possibilités offertes par la télédétection à moyenne résolution spatiale soient sous-utilisées dans le cadre des SAP quand bien même un certain nombre d'informations utiles, à la fois dans le temps et dans l'espace, pourraient être intégrées dans les systèmes. **Il convient donc d'évaluer les potentialités de la télédétection notamment en matière de suivi des surfaces, d'estimation des rendements et de prise en compte des évolutions sur le long terme à large échelle pour venir alimenter et renforcer le fonctionnement des SAP.**

« La belle femme est celle qui a un enfant au dos » (proverbe malien)



CHAPITRE II

Données et Outils

CHAPITRE II : Données et outils

Le second chapitre de ce manuscrit présente ce que l'on pourrait appeler « les briques » de ces trois années de thèse, à savoir les données et méthodes nécessaires et mobilisées pour mener à bien ce travail. Dans un premier temps sera présenté le Niger et le site du Degré Carré (DC) de Niamey pour lequel une étude plus spécifique a été menée (Section 1). Puis une description des données (Section 2) et des méthodes (Section 3) utilisées dans le cadre de ce travail sera faite.

1. Le Niger et le site du Degré Carré de Niamey

Si ce travail de thèse aborde les questions de suivi de l'agriculture à l'échelle régionale à partir de données d'observation de la terre à moyenne voire basse résolution spatiale, il n'en reste pas moins que la compréhension et/ou la modélisation des processus régionaux à l'œuvre doit nécessairement passer par une compréhension plus fine des processus à l'échelle locale. Cette étape constitue alors le point de départ préalable à toute mise en place d'une démarche opérationnelle efficace à l'échelle régionale, notamment dans le cadre des SAP.

Plus précisément, dans le cadre de cette thèse, j'ai choisi de travailler sur le site du Degré Carré du Niger situé au Sud-Ouest du Niger et ce pour plusieurs raisons :

- Le Niger est un des pays d'Afrique de l'Ouest pour lequel les questions de sécurité alimentaire sont particulièrement prégnantes en raison du contexte climatique, mais également politique et institutionnel, de son économie et de son environnement. Le risque agricole représente le risque majeur pour la sécurité alimentaire (*The World Bank, 2013*).
- Le climat (notamment les sécheresses) et sa variabilité temporelle et spatiale représente le principal risque pour la production agricole (*The World Bank, 2013*), faisant de ce point de vue du Niger un pays représentatif de la région Ouest africaine.
- Le site du DC est un site expérimental mis en place dans les années 1990 dans le cadre du projet AMMA-CATCH (<http://www.amma-catch.org/>) pour lequel nous disposons de nombreuses observations au sol, notamment pluviométriques et météorologiques. Il a par conséquent été au centre de plusieurs études (*Cappelaere et al., 2009*) ce qui en fait un site dont on connaît relativement bien le fonctionnement et qui est bien documenté.
- Enfin c'est un site pour lequel les pratiques culturales ainsi que les sols sont globalement homogènes, nous permettant de nous placer dans une situation relativement simple.

1.1. Le Niger : Présentation générale

Le Niger est un pays enclavé couvrant une superficie d'environ 1 267 000 km², en conséquence le plus vaste pays d'Afrique de l'Ouest, mais c'est également l'un des pays les plus pauvres du monde avec près de la moitié de la population vivant en dessous du seuil de pauvreté. Il est entouré par l'Algérie et la Lybie au Nord, le Tchad à l'Est, le Nigeria et le Bénin au Sud et enfin le Burkina Faso et le Mali à l'Ouest (Figure 23). Les zones saharienne, saharo-sahélienne et sahélienne recevant une pluviométrie annuelle inférieure à 400 mm représentent près de 90% du pays (*The World Bank, 2013*). Le Niger est un pays avec un relief peu contrasté et avec une altitude moyenne de 350 m. Les sols majoritairement sablonneux ou argilo-sablonneux sont pauvres en éléments nutritifs et en matière organique.

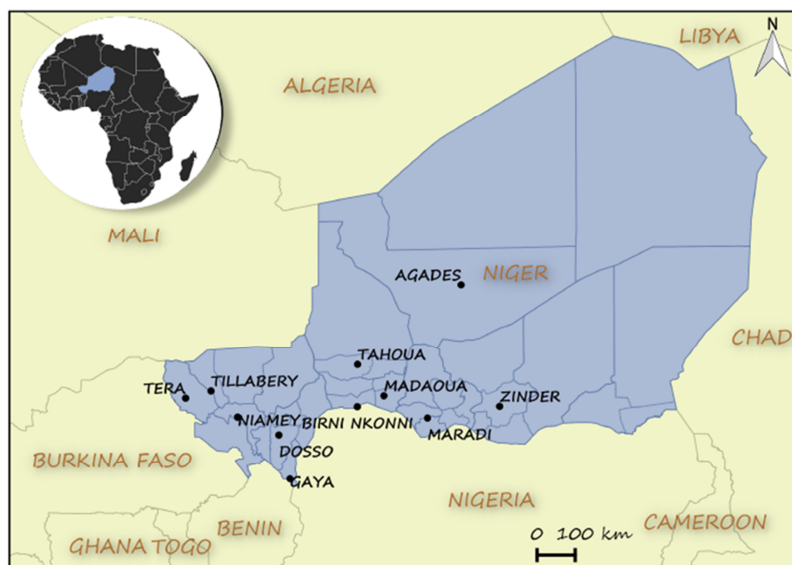
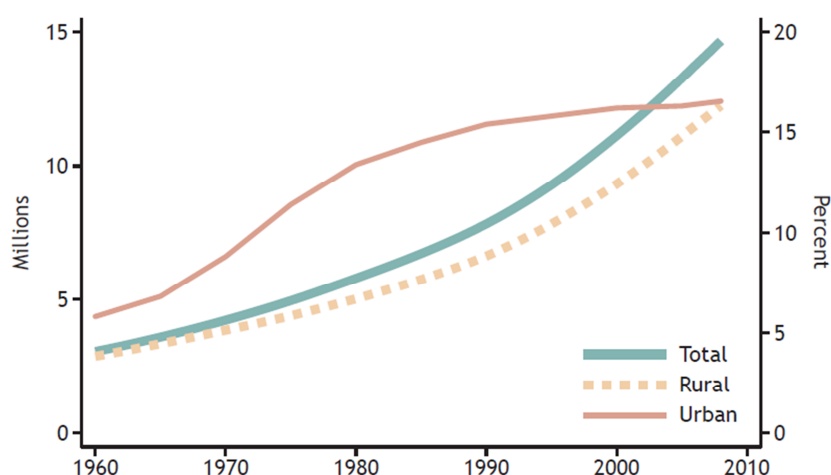


Figure 23: Carte de localisation du Niger

La population du Niger est estimée à près de 18 millions en 2015 et les perspectives démographiques prévoient un doublement de la population par deux à l'horizon 2031 et devrait atteindre 66 millions d'habitants en 2050 (FEWS NET, 2014). Ceci d'autant plus que le Niger est le pays connaissant le taux de fécondité par femme (6.76 en 2015) le plus important du monde (CIA, 2015). La population est essentiellement concentrée dans la partie Sud du pays, principalement en raison de l'aridité du climat dans les zones plus au Nord. La région d'Agadez, ne représente par exemple que 2.8% de la population totale tandis qu'elle couvre près de 59% de la superficie totale du pays. Les régions les plus peuplées sont celles de la capitale, Niamey (dans la région de Tillabéri), Dosso, Tahoua, Maradi, Zinder et Diffa. La population est majoritairement rurale (à près de 72%). Cette dernière connaît une croissance démographique constante depuis les années 1960 tandis que celle de la population urbaine observe un ralentissement depuis le milieu des années 1980 (Figure 24). La croissance démographique actuelle du pays se traduit essentiellement par une densification des espaces ruraux (Yayé *et al.*, 2013).

Figure 24. L'évolution de la population nigérienne entre 1960 et 2010 : Population totale, population rurale et population urbaine. Sources : (Yayé *et al.*, 2013).

La saison des pluies se caractérise par un régime monomodal avec une saison pluvieuse courte, qui s'étend de mai à septembre, et une saison sèche (d'octobre à avril). La longueur de la saison des

pluies varie également en fonction de la latitude, avec une longueur croissante du Nord au Sud. La pluviométrie se caractérise par une grande variabilité des pluies à la fois spatiale, mais également temporelle (inter et intra-annuelle) avec une pluviométrie annuelle comprise entre 100 mm/an à 700 mm/an du Nord au Sud. Ainsi ce gradient pluviométrique observé permet de distinguer 5 grandes zones climatiques (Figure 25) : la zone saharienne (pluviométrie < 100 mm ; environ 65% du territoire) ; la zone saharo-sahélienne (200 mm-300 mm) ; la zone sahélienne (300 mm-400 mm) ; la zone sahélo-soudanienne (400 mm-600 mm) et la zone soudanienne (>600 mm), ces deux dernières étant les plus propices aux activités agricoles. En conséquence de cela, trois grands types de formations végétales naturelles dominent : une steppe arbustive discontinue dans les zones sahariennes, avec présence de formations boisées relativement denses le long des « koris » (cours d'eau temporaire) ; des pseudo-steppes à *Acacia* dans la zone saharo-sahélienne et enfin dans la zone soudano-sahélienne à vocation agro-pastorale, la végétation prend la forme d'une savane arbustive.

Malgré le fait que les terres les plus aptes pour les cultures ne représentent que 12% du territoire (soit 15 millions d'hectares), l'agriculture (à la fois production végétale et animale) constitue la part la plus importante de l'économie du Niger et des moyens de subsistance des populations. Les activités agro-pastorales représentent la principale source de revenus économiques pour près de 83% de la population active dont 37% de femmes (FAO-AQUASTAT, 2013; Soumana, 2001; The World Bank, 2013). L'agriculture pluviale est alors à la fois source de revenus pour les populations, mais également la principale source d'alimentation (la consommation céréalière par an et par habitant est estimée à 225 kg). A titre d'exemple, en 2012, près de 98% de la production céréalière totale était constituée de cultures pluviales (FAO-AQUASTAT, 2013). L'agriculture est essentiellement extensive, caractérisée par une faible productivité principalement due au caractère erratique des précipitations, à la faible fertilité des sols auxquels s'ajoutent des systèmes de gestions agricoles traditionnelles avec pas ou peu de mécanisation, d'utilisation de fertilisant ou de pratique efficace de l'irrigation. Par ailleurs, les cultures associées (céréales-céréales ou céréales-légumineuses) sont largement utilisées, permettant ainsi d'associer des cultures avec des caractéristiques de développement saisonnier différentes et par conséquent de réduire les risques agricoles. La production agricole végétale est largement dominée par le mil et le sorgho, deux céréales avec des rendements faibles, mais particulièrement adaptées aux conditions climatiques de la région, souvent associées au niébé, culture de rente. D'autres cultures sont produites (riz, maïs, fonio, sésame, arachide, etc.), mais sur des superficies relativement faibles. Des cultures à plus forte valeur ajoutée (comme le maraichage) en saison sèche peuvent également être mises en place, notamment dans les vallées fossiles (les « Dalols ») comme le Dalol Dosso et pouvant constituer une source de revenu non-négligeable et des avantages nutritionnels (The World Bank, 2013). La production des principales cultures vivrières a augmenté de façon régulière depuis le début des années 1980 (The World Bank, 2013). Cette augmentation est principalement due à une augmentation des superficies cultivées, tandis que les rendements tendent à reculer dans un premier temps puis semblent augmenter depuis le début des années 2000 (Tableau 3). Concernant l'élevage (bovin, ovins, caprins, petits ruminants et chameaux), ce dernier contribue à près de 40% du Produit Intérieur Brut (PIB) national et est très répandu dans les zones pastorales sahariennes mais également dans les zones agro-pastorales sahéliennes où l'association élevage/culture permet d'assurer les transferts de fertilité des pâturages vers les parcelles cultivées (Schlecht *et al.*, 2004).

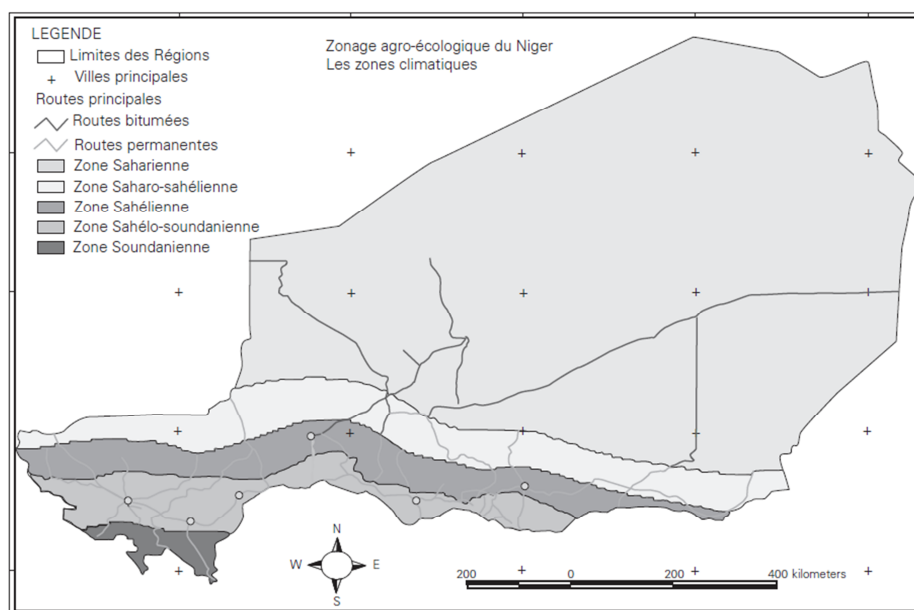


Figure 25. Les zones agro-climatiques du Niger. Sources: Comité Interministériel de Pilotage de la Stratégie de Développement Rural; Secrétariat Exécutif, septembre 2004. Le Zonage Agro-écologique du Niger in The World Bank, 2013.

Encadré 4: Le Niger en chiffres en 2014-2015

Superficie :	1 267 000 km ²
Superficie cultivée :	15 000 000 ha (12%)
Habitants (2015) :	18 millions
Population rurale :	72%
Population <15ans (2014) :	49.8%
Taux de fécondité (2015) :	6.76 enfants/femme
Pluviométrie :	100-700 mm/an
Les zones arides occupent près de 90% de la zone	
Secteur agricole :	83% de la population active
Part du PIB agricole dans le PIB total :	42.1%
Indice de pauvreté :	48.2%
Indicateur de Développement Humain (IDH) :	187/187

Sources : <http://www.statistiques-mondiales.com/niger.htm>

Tableau 3: Variations en pourcentage des principales cultures vivrières au Niger en termes de production, superficie et rendement (Sources: The World Bank, 2013)

	PRODUCTION	SUPERFICIE	RENDEMENT
1980-2011			
Mil	102,6 %	129,5 %	-11,7 %
Sorgho	117,7 %	292,4 %	-44,5 %
Niébé	483,9 %	320,3 %	38,9 %
Arachide	75,0 %	264,4 %	-52,0 %
Maïs	-36,0 %	-45,4 %	17,2 %
Riz	-59,2 %	-56,7 %	-5,7 %
2000-2011			
Mil	64,5 %	33,1 %	23,6 %
Sorgho	107,7 %	38,2 %	50,4 %
Niébé	497,2 %	20,8 %	394,5 %
Arachide	249,6 %	91,7 %	82,3 %
Maïs	68,4 %	36,1 %	23,8 %
Riz	5,2 %	112,2 %	-50,4 %

1.2. Le site du Degré Carré de Niamey

Une partie de ce travail de thèse s'est plus spécifiquement focalisé sur le site du Degré Carré de Niamey (appelé par la suite le site du DC). Le site du DC (12.9°- 13.9°N ; 1.6° - 3.1°E) est une zone agropastorale et couvre une superficie de près de 18 000 km². Il est inclus pour majorité dans le département de Kollo (Région de Tillabéri) au Sud-Ouest du Niger (Figure 26a). Le site du DC est un site d'étude expérimental mis en place dans le cadre de l'observatoire AMMA-CATCH (African Monsoon Multidisciplinary Analysis-Coupling the Tropical Atmosphere and the Hydrological Cycle; <http://www.amma-catch.org/>) ayant pour objectif de documenter sur le long terme les évolutions hydrologique, climatique et écologique en Afrique de l'Ouest (Lebel *et al.*, 2009). Le site est instrumenté depuis le début des années 1990, ce qui permet de bénéficier d'un réseau dense de pluviomètres au sol et donc d'une mesure quasi-continue des précipitations depuis une vingtaine d'années.

Le site du DC est situé en zone sahélo-soudanienne et se caractérise par des températures annuelles hautes (température journalière maximale supérieure à 32°C) et par une distribution des précipitations monomodales (juin à septembre). Comme pour l'ensemble du Niger, la répartition des précipitations est très variable aussi bien spatialement (Le Barbé and Lebel, 1997) que dans le temps (Hiernaux *et al.*, 2009) (Figure 26b) et suit un gradient latitudinal avec des pluies allant de 480 mm/an au Nord de la zone à 630 mm/an au Sud de la zone (pluviométrie moyenne mesurée entre 2000 et 2010).

A l'image des paysages Ouest africains, le site du DC est caractérisé par une grande hétérogénéité et diversité spatiale des éléments paysagers (Figure 26c). La zone est très densément peuplée, par conséquent les espaces de végétation naturelle sont aujourd'hui réduits à peau de chagrin, on est en présence essentiellement d'une végétation anthropisée. Trois grands types de couverture végétale prédominent dans la région : la brousse tigrée présente sur les plateaux cuirassés, la jachère et les champs de mil dans les vallées sablonneuses et les plaines (D'Herbès and Valentin, 1997). Conjointement avec la croissance démographique, la zone a connu une très forte augmentation des

surfaces cultivées depuis les années 1980. L'ensemble des terres arables disponibles est aujourd'hui mis en culture (Hiernaux *et al.*, 2009a). Cette augmentation des cultures s'est accompagnée d'une réduction des espaces de jachère et de la durée des périodes de jachère (Valentin *et al.*, 2004). Par ailleurs, la brousse tigrée subit aujourd'hui d'importants phénomènes de dégradation en raison d'une surexploitation du bois pour alimenter la ville de Niamey en bois de chauffage. Elle est également devenue un espace de pâturage pour les éleveurs (Hiernaux *et al.*, 2009a). La Figure 26d présente un exemple de brousse tigrée observée à partir d'une image Landsat 8 prise en septembre 2013. Les formations végétales constituant la brousse sont représentées dans les tons rouges tandis que les bandes de sol nu dans les tons bleu cyan.

Sur le plan agricole, le système de culture prédominant est le système de culture pluviale et extensive, dominé par le mil [*Pennisetum glaucum* (L) R.Br] (Traoré *et al.*, 2011) qui est résistant aux sécheresses, se développant là où la pluviométrie est limitée (entre 300 et 500 mm) et particulièrement bien adapté aux sols avec un faible niveau de fertilité comme les sols sableux, majoritaires dans la région (Rockström and de Rouw, 1997). Le mil est cultivé en monoculture ou en association avec le niébé. Deux variétés photopériodiques traditionnelles de mil sont cultivées par les agriculteurs : *Hainy Kirey* (avec un cycle court de 90-120 jours, représentant près de 80% de la production de mil de la zone ; Bezançon *et al.*, 2008; Roudier *et al.*, 2012) et *Somno* (avec un cycle long de 120-150 jours). Bien que le mil produise une importante quantité de biomasse végétative, les rendements du mil sont bas (généralement inférieurs à 700 kg/ha ; Rockström & De Rouw, 1997) en raison d'un indice de récolte compris entre 15% et 20% pour les variétés traditionnelles (Vadez *et al.*, 2012). A cela s'ajoute également des pratiques agricoles avec une faible mécanisation, peu ou pas d'irrigation et une utilisation limitée d'intrants (Baron *et al.*, 2005). Au Niger, comme dans la plupart des pays sahéliens, l'organisation des activités d'élevage et agricoles est déterminée par le déroulement de la saison des pluies (Figure 27). La majorité des activités agricoles sont concentrées au cours de la saison des pluies (de juin à octobre), précédée par une période de préparation des sols entre avril et mai. Les récoltes se déroulent une fois la saison des pluies terminée, entre octobre et janvier.

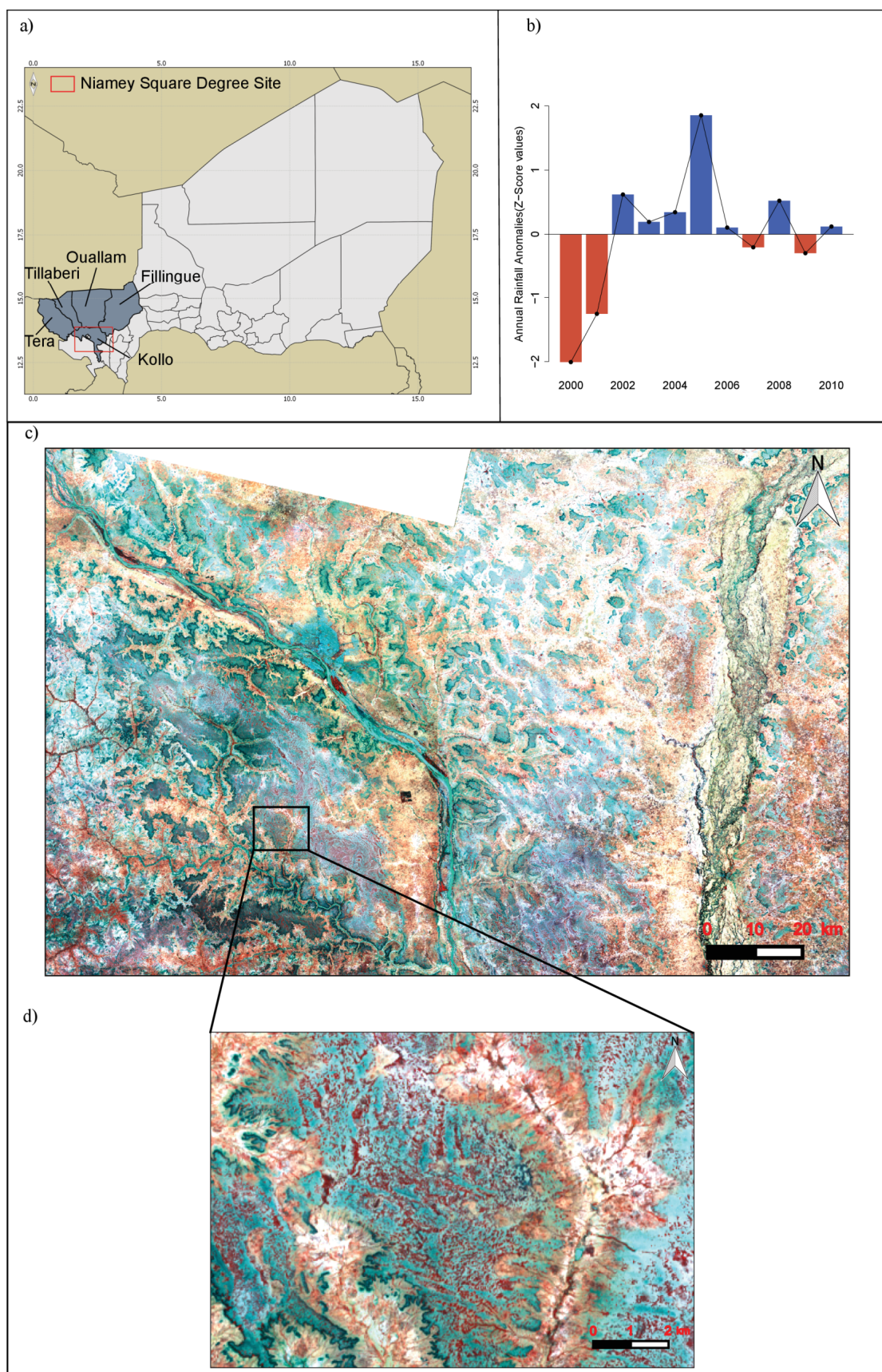


Figure 26 : Le site du Degré Carré du Niger : a) localisation du site du DC (carré rouge); b) anomalies des précipitations annuelles (déviations par rapport à la moyenne 2000-2010); c) image Landsat 8 du site du DC en septembre 2013 (fin de saison des pluies ; composition colorée en rouge=proche infrarouge, vert=vert et bleu=bleu) et d) Exemple de plateau cuirassé avec présence de brousse tigrée.

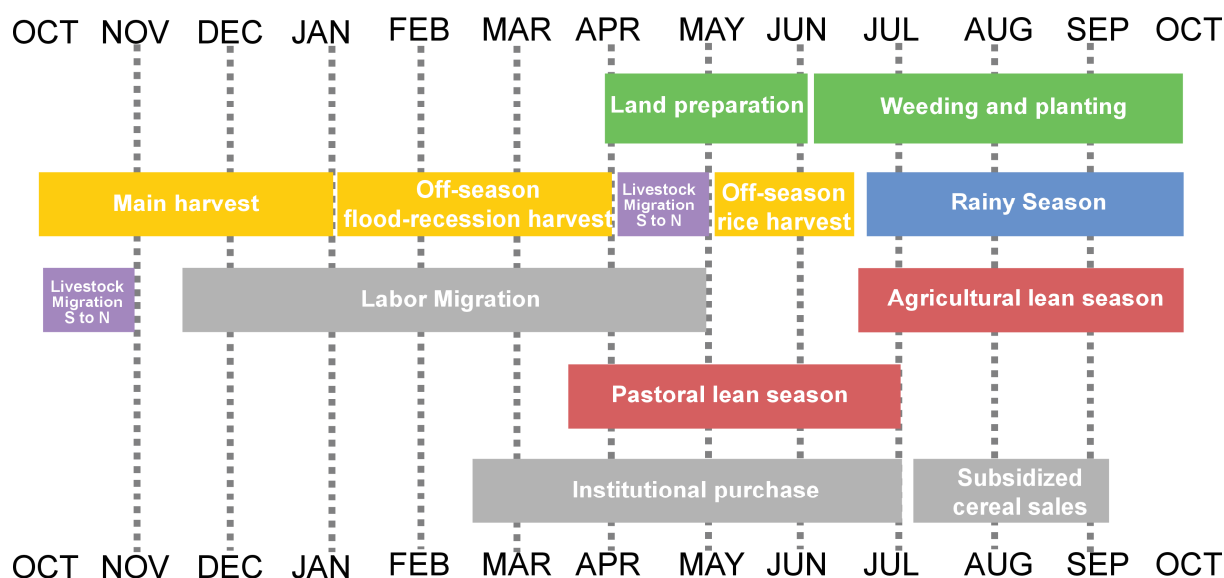


Figure 27: Répartition des activités au cours d'une année au Niger. Sources : <http://www.fews.net/west-africa/niger/seasonal-calendar/december-2013>.

2. Données utilisées

Pour atteindre les objectifs fixés par ce travail de thèse, différents jeux de données ont été mobilisés : des données et produits issus des satellites (MODIS [Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer], Landsat, les estimations de pluie TRMM [Tropical Rainfall Measuring Mission] et un Modèle Numérique de Terrain [MNT], Tableau 4) mais aussi des données climatiques d'observation au sol, des données vectorielles (route, réseau hydro, etc.), des statistiques agricoles, une carte des sols. Le système de coordonnées géographiques utilisé pour l'ensemble de nos données spatialisées est le WGS84.

Tableau 4: Synthèse des images satellites utilisées

Données	Produits	Capteurs	Couverture temporelle	Résolution temporelle	Résolution spatiale	Données téléchargées	Période téléchargées	Site de téléchargement
MODIS	MOD13Q1	MODIS	2000-	16 jours	250 m	NDVI	2000-2012	http://reverb.echo.nasa.gov/reverb/
	MCD12Q1	MODIS	2001-2012	Annuelle	500 m	DOY	2001-2011	
	MOD11A2	MODIS	2000-	8 jours	1 km	Quality Band IGPB LST	2000-2012	
TRMM	TRMM3B42	TMI + PR + IR/VIS + autres satellites	1998-	journalier	0.25°	TRMM3B42	2000-2010	http://disc.sci.gsfc.nasa.gov/giovanni/overview/what-is-giovanni
	TRMM3B43	TMI + PR + IR/VIS + autres satellites	1998-	mensuelle	0.25°	TRMM3B43	2000-2012	
LANDSAT	LANDSAT7	ETM+	1999-	journalier	30 m	B,V,R,PIR,MIR	2001	http://glcf.umd.edu/data/
	LANDSAT8	OLI	2013-	journalier	30 m	B,V,R,PIR,MIR	2013	

2.1. Les données MODIS

L'instrument MODIS, embarqué à bord des deux satellites TERRA et AQUA a été lancé par la NASA au début des années 2000 et fournit une grande quantité de données permettant de travailler sur une variété d'applications (atmosphère, terre, océan) pour une large gamme de résolutions spatiales allant de 250 m à 1 km. Il acquiert des données dans 36 bandes spectrales comprises entre 0.405 μm et 14 386 μm (Justice et al., 1998). Plus de 30 produits sont aujourd'hui disponibles (<http://modis.gsfc.nasa.gov/>). Nous avons plus spécifiquement utilisé les produits « surface continentale ». Le choix des données MODIS a été motivé par plusieurs raisons :

- la possibilité de suivre de manière objective, à pas de temps régulier et de façon exhaustive la végétation sur une grande surface (fauchée de 2350 km) ;
- la haute résolution temporelle des données (journalière) permettant un suivi fin du développement de la végétation au cours du temps ;
- la résolution spatiale de 250 m qui, en attendant la disponibilité des données Sentinel-2, est à l'heure actuelle la résolution spatiale la plus fine pour un tel niveau de répétitivité temporelle ;
- la profondeur temporelle avec des données disponibles depuis le début des années 2000 ce qui permet à la fois de suivre la dynamique saisonnière, mais également inter-annuelle de la végétation ;
- la gratuité des données et leur libre accès sur internet en temps quasi-réel permettant d'assurer la reproductibilité de la méthodologie.
- enfin, la disponibilité des données auxiliaires dont nous disposons, notamment les données statistiques (2000-2010).

2.1.1. Produit Végétation de MODIS (MOD13Q1)

Tout en acceptant de ne pouvoir bénéficier d'une profondeur temporelle de plusieurs dizaines d'années, nous avons choisi d'utiliser au cours de cette thèse les données NDVI MODIS pour permettre un suivi plus fin des dynamiques de la végétation et notamment de la végétation cultivée car la résolution spatiale des données NDVI GIMMS (8 km) ne permettent pas des analyses à des échelles locales ou régionales (Knauer *et al.*, 2014). Le produit « MODIS Vegetation Indices (VI) » (MOD13Q1 collection 5, « Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250 »), synthèse bi-mensuelle (16 jours) pour deux indices de végétation (le NDVI et le EVI) a été utilisé. Ces synthèses bi-mensuelles MODIS sont dérivées du produit des réflectances de surface journalières (MOD09) fournissant les réflectances dans le rouge et le proche infrarouge corrigées des effets des gaz atmosphériques, des nuages et des aérosols (Vermote *et al.*, 2002). Pour couvrir l'ensemble de la région Ouest africaine, le téléchargement des séries temporelles de NDVI (bandes 250m 16-day NDVI, 250m 16-day composite day of the year [DOY] et 250m 16-day VI Quality detailed QA) entre février 2000 et décembre 2012 pour 16 tuiles MODIS a été nécessaire, correspondant à un total de 14 352 images (1104 images par année sauf pour 2000 ; Figure 28). En raison du gros volume de données, le téléchargement, le mosaïquage et la reprojection des données en WGS84 (projection initiale en Sinusoïdal) ont été entièrement automatisés grâce à la bibliothèque libre GDAL. Les données MOD13Q1 sont des composites à 16 jours de données journalières, par conséquent la bande DOY donnant le jour julien de la date retenue dans la quinzaine pour obtenir le composite a été utilisée afin de recréer une série temporelle effectivement à 16 jours à partir d'une interpolation linéaire afin que les données soient comparables d'une année sur l'autre. Par ailleurs, même si les données MODIS sont prétraitées par l'algorithme CV-MVC (Constrained view angle-maximum value composites), des bruits résiduels peuvent encore être présents en raison de la nébulosité, de problèmes de capteurs ou encore des effets de la BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function). Par conséquent, un filtre de Savitzky-Golay a été appliqué afin de réduire le bruit et améliorer la qualité de notre série temporelle d'indice de végétation (Chen *et al.*, 2004). La méthode de Savitzky-Golay est une méthode paramétrique pour laquelle deux paramètres doivent être définis : la largeur de la fenêtre temporelle et le degré du polynôme utilisé pour le lissage. Différentes valeurs de paramètres ont été testées et la performance de chaque méthode de lissage a été estimée selon une méthode qualitative sur la base de 4 critères tels que définis par Klish *et al.* (2007) : (1) conservation de la temporalité des profils (dates de début et fin qui ne sont pas influencées par le lissage, *etc.*), (2) conservation des valeurs les plus hautes si possible, (3) les bruits avec de hautes fréquences doivent être diminués le plus possible, (4) conservation des attributs propres à chaque site (nombre de modes, *etc.*). Les paramètres finaux retenus sont une largeur de fenêtre de 4 et un polynôme du 6^{ème} degré (Figure 29). Différentes métriques phénologiques ont ensuite été calculées et seront présentées en Section 3.1.

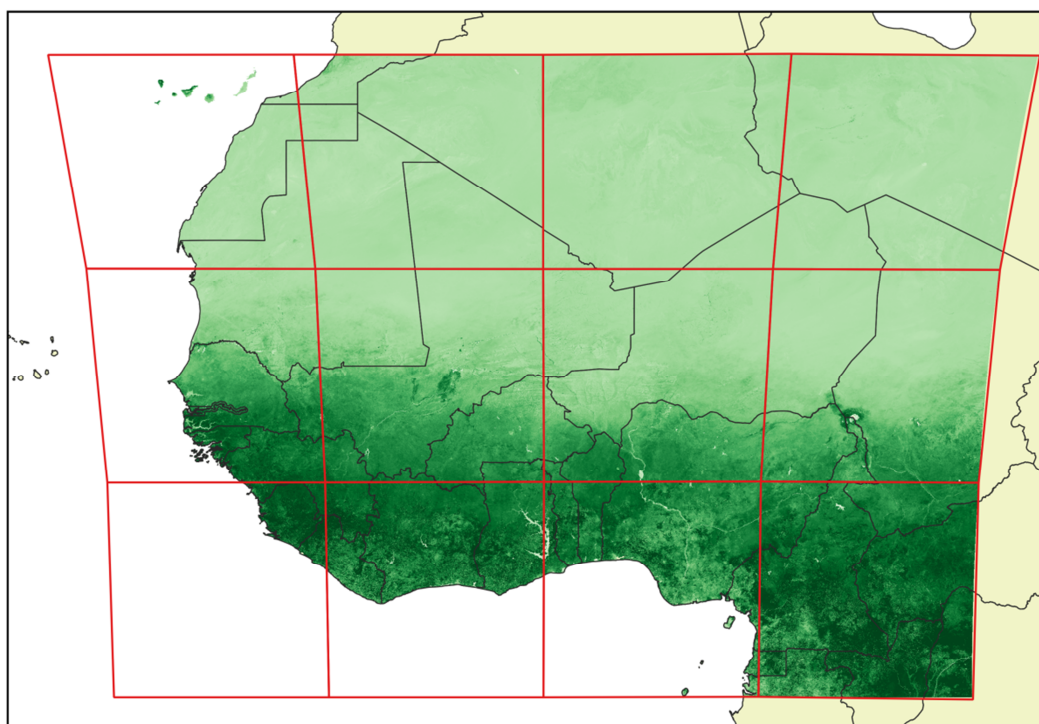


Figure 28: Emprise des tuiles MODIS téléchargées (fond de carte NDVI au mois d'octobre 2010).

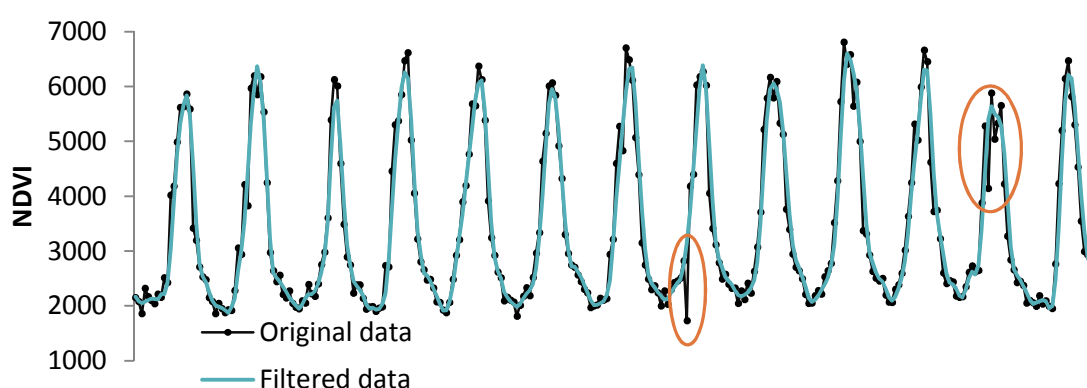


Figure 29: Exemple d'une série temporelle d'un pixel MODIS avant (points) et après (ligne bleu) application du filtre de Savitzky-Golay.

2.1.2. Produit MODIS Land Cover (MCD12Q1)

Le produit MODIS Land Cover (MCD12Q1, version 51, « Land Cover Type Yearly L3 Global 500 m SIN Grid») est produit par l'université de Boston et fournit annuellement une classification de l'occupation du sol à l'échelle globale et à une résolution spatiale de 500 m » (Friedl *et al.*, 2010, 2002). Ce produit est dérivé de différentes informations extraites des canaux 1 à 7 (visible et proche infrarouge) du capteur MODIS, du NDVI et du produit Température de Surface (voir Section 2.1.3 ci-après). Le système de classification utilisé est l'IGBP (International Geosphere-Biosphere Programm) qui permet de distinguer 17 classes d'occupation du sol dont deux sont spécifiques à l'agriculture : la classe 12 « Cropland » et la classe 14 « Cropland/Natural Vegetation Mosaic » (Voir Encadré 5).

Le produit MODIS Land Cover a été choisi dans le cadre de cette thèse car il présente plusieurs avantages. La méthode est reproductible à l'échelle de la planète et le produit est mis à jour tous les

6 mois en ré-actualisant les sites d'apprentissage et en améliorant les algorithmes de classification (Giri *et al.*, 2005). De plus, un certain nombre d'études ont montré un bon niveau de précision de ce produit (Giri *et al.*, 2005; Herold *et al.*, 2008; Vintrou *et al.*, 2012a) pour des analyses à une échelle globale ou régionale. L'algorithme de classification utilisé repose sur une approche supervisée basée sur des sites d'entraînement répartis sur l'ensemble de la surface du globe (Friedl *et al.*, 2002). Une estimation de la qualité du produit est faite en utilisant une validation croisée à partir de sites de validation différents des parcelles d'entraînement dans le but d'avoir une indépendance des résultats. La précision globale pour l'ensemble des classes d'occupation du sol était estimée à 74.80% pour l'année 2005 avec la version V05 du produit (Friedl *et al.*, 2010). Pour la nouvelle version du produit (V051), l'algorithme a été affiné et le nombre de sites d'entraînement a été augmenté (Friedl *et al.*, 2010).

Le produit a été téléchargé annuellement entre 2001 et 2011 sur l'ensemble de l'Afrique de l'Ouest et une partie de l'Afrique de l'Est. La Figure 30 présente une cartographie simplifiée de l'occupation du sol en Afrique de l'Ouest obtenue à partir du produit MCD12Q1 en attribuant à chaque pixel la classe d'occupation du sol majoritaire pour les 11 années et en regroupant les différentes classes comme spécifié par Kaptué Tchuenté *et al.* (2011). Cette cartographie fait émerger deux bandes de cultures majoritaires séparées par de la savane arborée, la première s'étendant du Sénégal au Lac Tchad (bande sahélienne) et une seconde au niveau des pays côtiers du Golfe de Guinée. Le produit étant disponible annuellement, une cartographie de l'évolution du domaine cultivé a été mise en place et est présentée en Annexe II.

Encadré 5: Définition des deux classes de cultures du produit MODIS Land Cover

Cropland	<i>"Land cover with temporary crops followed by harvest and bare soil period (e.g., single and multiple cropping systems. Note that perennial woody crops will be classified as the appropriate forest or shrub land cover type"</i>
Cropland/Natural Vegetation Mosaic	<i>"Land with a mosaic of croplands, forest, shrublands, and grasslands in which no one component comprises more than 60% of the landscape."</i>

Sources: FAO, 2000

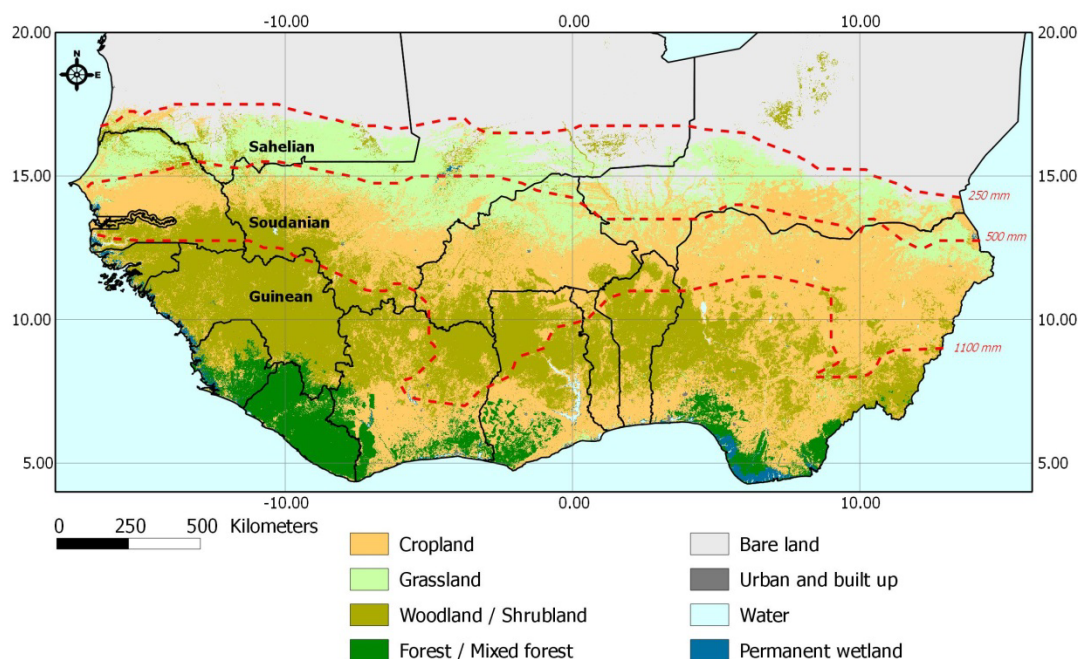


Figure 30: Cartographie de l'occupation du sol en Afrique de l'Ouest d'après le produit MODIS Land Cover (MCD12Q1) sur la période 2001-2011

2.1.3. Produit MODIS Température de Surface (MOD11A2)

Le produit MODIS Land Surface Temperature (MOD11A2, collection 5, « Land Surface Temperature and Emissivity 8-Day L3 Global 1 km ») est construit à partir de la température de surface journalière moyenne sur une période de 8 jours observée en condition de ciel dégagé (Wan, 2013). La température, dérivée de l'infrarouge thermique du capteur MODIS, est fournie en degrés Kelvin.

Le produit a été validé avec des mesures au sol réparties à divers endroits dans le monde et prises sous différentes conditions de surface et atmosphériques (Wan *et al.*, 2004). La précision est estimée à moins de 1 degré Kelvin. Le produit MODIS LST n'a ici été utilisé que dans le cadre de l'étude menée sur le site du DC, par conséquent seules les séries temporelles pour la tuile correspondant à cette zone ont été téléchargées entre 2000 et 2010, avec un total de 46 images par an. Les données ont ensuite été converties en °C. Tout comme pour les données NDVI MODIS, les nuages et les conditions atmosphériques peuvent altérer la qualité des données températures. Par conséquent, compte tenu de la zone où nous nous situons, nous avons considéré comme bruités les pixels présentant une température de surface inférieure à 0°C traduisant généralement la présence de nuages. Ces derniers ont été retirés et la série temporelle a été reconstituée par interpolation linéaire.

2.2. Les données agro-climatiques

2.2.1. Les données d'estimation des précipitations par satellite

L'analyse de la variabilité climatique en Afrique de l'Ouest est nécessaire pour le suivi et la compréhension de la dynamique de la production agricole. Cependant, cette région du monde connaît un fort déficit de stations de mesures au sol. Par exemple, pour les pays du CILSS, seulement 1.5% de l'espace possède un nombre de postes pluviométriques permettant d'avoir une bonne représentativité spatiale des pluies (CEDEAO-CSAO/OCDE, 2008). Si les données au sol sont considérées comme plus précises, la faiblesse de la densité du réseau et la disponibilité des données ne rendent pas possible une étude réaliste à l'échelle de l'Afrique de l'Ouest.

Parmi les produits satellitaires existants nous avons choisi de travailler avec deux jeux de données de la plateforme TRMM, disponibles à une résolution spatiale de 0.25° depuis 1998 (Huffman *et al.*, 2007):

- TRMM3B42 à pas de temps journalier, téléchargé pour la zone du DC ;
- TRMM3B43 à pas de temps mensuel, téléchargé sur l'ensemble de la région Ouest africaine.

Les algorithmes d'estimation des précipitations de la plateforme TRMM combinent plusieurs sources de données : micro-ondes, radar et visible/proche infrarouge. Des données d'autres sources satellitaires sont également utilisées. Les données mensuelles (TRMM3B43) sont corrigées à partir de mesures au sol mensuelles provenant du GPCP (Global Precipitation Climatology Center) ou du CAMS (Climate Assessment and Monitoring Systems), puis les coefficients d'ajustement sont ensuite appliqués aux données TRMM3B42.

Les données TRMM3B42 sont utilisées dans le Chapitre IV, afin de tester la fiabilité des estimations par satellite comme variables d'entrée dans les modèles de culture pour l'estimation des rendements. Les données TRMM3B43 ont quant à elles été utilisées dans le Chapitre V pour analyser la relation entre la dynamique des pluies et la dynamique de la production de biomasse végétale (exprimée au travers du NDVI MODIS). Pour permettre la mise en relation avec les données MODIS NDVI, un ré-échantillonnage spatial des données TRMM3B43 a été effectué afin de correspondre à la résolution spatiale des données MODIS (250 m).

2.2.2. Les données d'observations au sol pluviométriques et climatologiques

Les données de pluies journalières enregistrées pour 28 stations synoptiques (entre 2000 et 2010) situées dans la zone du DC du Niger ont été obtenues à partir de la base de données AMMA-CATCH. Les stations en place fournissent ces enregistrements quotidiens des pluies entre le 15 avril et le 15 octobre de chaque année.

Par ailleurs, les données climatologiques ont été acquises par la station météorologique d'AGRHYMET située au Sud-Ouest de Niamey (Figure 31). Pour la zone du Niger, la variabilité spatiale des paramètres météorologiques est faible comparativement à celle de la pluviométrie. Par conséquent, nous avons jugé qu'une seule station météorologique pour couvrir l'ensemble de notre zone était suffisante. Les données recueillies sont : les températures journalières de l'air minimales, maximales et moyennes (en °C), la vitesse moyenne journalière du vent (en m/s), le rayonnement global (en J/m²) et l'humidité relative de l'air (en %).

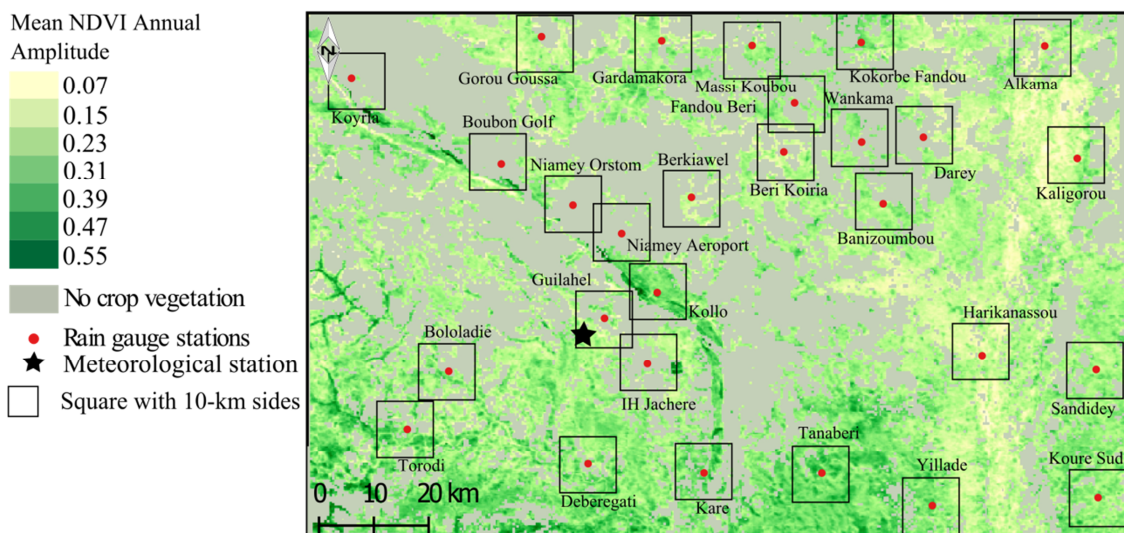


Figure 31: Localisation des 28 stations synoptiques AMMA-CATCH et de la station météorologique AGRHYMET. En fond, l'amplitude annuelle moyenne du NDVI calculée entre 2000 et 2010 pour la végétation cultivée.

2.3. Les statistiques agricoles

2.3.1. FAOSTAT

La base de données FAOSTAT (Food and Agricultural Organization Corporate Statistical Database) fournit des données statistiques couvrant plusieurs secteurs en relation avec l'alimentation. La base de données est disponible en ligne. Les données portant sur les terres arables pour la période 2001-2011 ont été téléchargées (29 pays d'Afrique de l'Ouest et de l'Est). La FAO définit les terres arables comme étant des « terres affectées à des cultures temporaires (les zones de polyculture ne sont comptées qu'une fois), prairies temporaires à faucher ou à pâturer, cultures maraîchères et jardins potagers, et jachères temporaires (moins de cinq ans). Les terres abandonnées du fait de la culture itinérante n'entrent pas dans cette catégorie » (FAOSTAT, 2013).

2.3.2. AGRHYMET

Les données statistiques de rendement, surface et production pour les principales cultures vivrières fournies par l'AGRHYMET ont été collectées auprès des différents services statistiques nationaux¹³. Les données sont collectées à partir d'enquêtes terrain conduites chaque année par les services statistiques à l'échelle des départements. Plus spécifiquement, nous avons exploité les données sur les surfaces cultivées en céréales (mil, maïs, sorgho et riz) à l'échelle des provinces du Burkina Faso dans le cadre du Chapitre III, ainsi que les données sur les rendements en mil disponibles à l'échelle des départements au Niger (Chapitre IV).

2.4. Autres données

En plus des données de télédétection et des statistiques agricoles, quatre autres types de données auxiliaires sont utilisées.

¹³ AGRHYMET vérifie la qualité des données récoltées et lorsqu'il y a un doute, les retire de sa base de données pour ne pas introduire d'erreurs. AGRHYMET opère ensuite un compte rendu aux Etats qui décident ensuite de diffuser ou non leurs données (à la FAO entre autre).

2.4.1. Données pédologiques et topographiques

Pour renseigner sur les éléments du relief, le Modèle Numérique de Terrain (MNT) SRTM30+ (Shuttle Radar Topography Mission) a été téléchargé. Ce MNT fournit des informations sur l'élévation du terrain à une résolution spatiale de 30 m. Deux couches d'information ont été dérivées de ce MNT pour la zone du DC :

- Les pentes (en °).
- La toposéquence en 5 classes (plateaux, haut de pentes, pentes, bas de pentes et vallée).

En plus du relief, nous avons également téléchargé les données HWSD (Harmonized World Soil Database ; [FAO/IIASA/ISRIC/ISSCAS/JRC, 2012](#)) afin d'obtenir une carte des types de sol pour la zone du DC. La base de données HWSD, mise en ligne depuis 2008, est une combinaison de l'ensemble des mises à jour nationales ou régionales existantes sur les sols à travers le monde, complétée avec des mesures au sol. Les données HWSD sont constituées d'une base de données ACCESS et d'un fichier au format raster à la résolution spatiale de 30 arcs seconds (soit environ 1 km) pour lequel chaque pixel est rattaché à un code dans la base de données permettant de lui attribuer différents paramètres du sol comme le pH, la capacité de stockage en eau entre la capacité au champ et le point de flétrissement, les classes de texture ou la granulométrie (Figure 32).

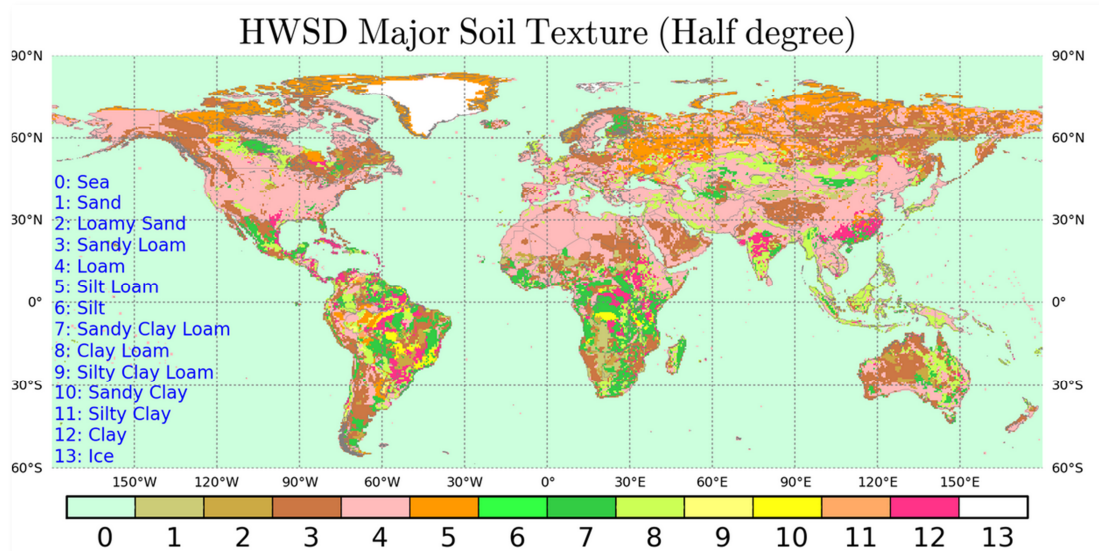


Figure 32: Cartographie des sols majoritaires d'après la base de données HWSD; données agrégées à l'échelle d'un demi degré (Sources : <http://hydro.iis.u-tokyo.ac.jp/~sujan/research/gswp3/soil-texture-map.html>)

2.4.2. Accessibilité

L'accessibilité physique à une portion du territoire est largement considérée comme étant un facteur prépondérant d'appropriation de l'espace par les populations. Nous avons considéré dans ce travail quatre marqueurs d'accessibilité pour la zone du DC :

- La distance à la route : Le réseau de route a été téléchargé au format shapefile depuis le portail GIST¹⁴
- La distance aux villages : La couche de localisation des villages a été fournie par l'Institut National de la Statistique du Niger et renseigne pour chaque village sur la composition de la population en 2001. Les données ont été collectées entre mai 2001 et juin 2001 sur l'ensemble du territoire nigérien avec une géo-référencement de près de 83% des villages

¹⁴ <https://gistdata.itos.uga.edu/>

enquêtés. Nous avons choisi d'inclure dans notre étude que les villages de plus 1000 habitants.

- La distance à la rivière : Le réseau hydrographique a été dérivé du MNT présenté en Section 2.4.1 de ce chapitre.
- L'accessibilité au marché de plus de 2000 habitants le plus proche : Cette couche d'information a été téléchargée sur le site d'HarvestChoice ([HarvestChoice, 2015](#)) au format raster et avec une résolution spatiale de 1 km et donne pour chaque pixel le temps de trajet en heure vers le centre urbain le plus proche.

2.4.3. Démographie

Les données sur les densités de population en 2000 et 2010 ont été obtenues à partir du jeu de données AfriPop¹⁵ à 1 km, créé par l'Université de Floride. Les données spatialisées sur les densités de population à l'échelle du continent sont peu nombreuses, la base AfriPop est à notre connaissance la plus récente. Pour le Niger, les données utilisées en entrée sont celles provenant de l'Institut National de la Statistique du Niger.

2.4.4. Base de données sur l'occupation du sol

A l'échelle régionale, 55 sites

Ce jeu de données a été créé spécifiquement pour cette thèse et est composé de 55 « cartes » d'occupation du sol en deux classes (Culture/Non Culture) chacune couvrant une superficie de 25 km² et réparties de façon homogène sur une région allant du Sahel à l'équateur (Figure 33). Ces sites ont été choisis afin de représenter la diversité des paysages agricoles de la zone en nous basant notamment sur la carte des « Farming Systems » de la FAO (Figure 12). Parmi les 55 sites, 49 cartes ont été obtenues par photo-interprétation d'images GoogleEarth© à haute résolution spatiale. Les images GoogleEarth© pour l'Afrique sub-saharienne proviennent essentiellement de DigitalGlobe avec une résolution décimétrique. La période d'acquisition de ces images s'étend de 2007 à 2013. Dans notre définition des surfaces cultivées, nous n'avons considéré que les cultures annuelles et essayant, dans la mesure du possible, de ne pas inclure les jachères. Nous avons complété ce jeu de données avec 6 cartes d'occupation du sol existantes également obtenues à partir d'images à haute résolution spatiale :

- Quatre cartes du domaine cultivé au Sud Mali en 2007 créées à partir d'images SPOT à 2.5 m de résolution spatiale. Ces cartes ont été obtenues par une classification supervisée orientée-objet et validées avec des points de contrôle terrain ([Vintrou et al., 2012a](#)).
- Une carte du domaine cultivé au Sud du Niger en 2010 à partir d'une image SPOT à 10 m. Une méthode par classification supervisée orientée-pixel a été appliquée ([Souley Yero, 2012](#)).
- Une carte de l'occupation du sol au Nord Cameroun en 2006 obtenue à partir d'images Landsat. La carte est également basée sur une méthode de classification supervisée orientée-pixel et validée avec des points de contrôle terrain obtenus au cours de précédentes missions ([Leroux et al., 2013](#)).

¹⁵ <http://www.worldpop.org.uk/>

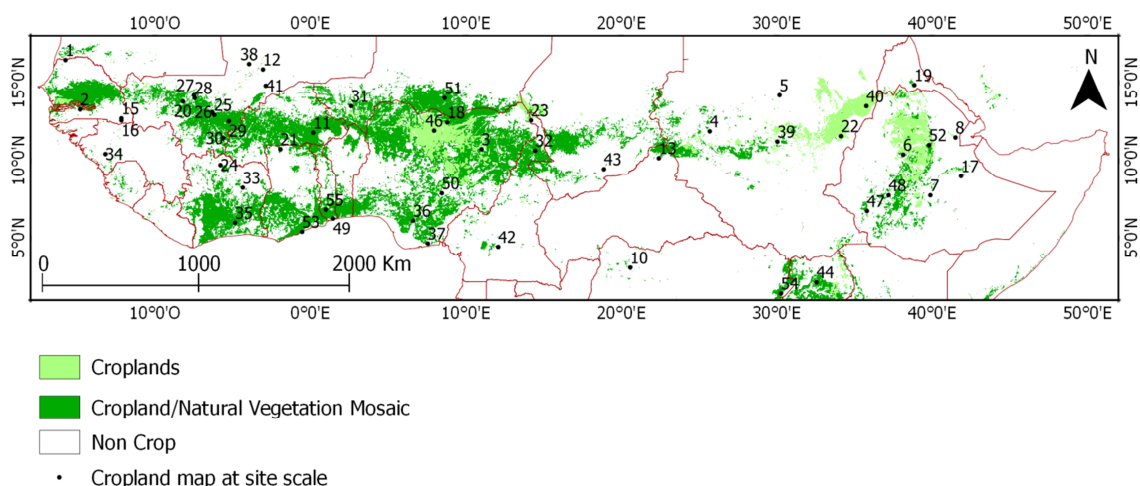


Figure 33: Localisation des 55 cartes (25 km²) obtenues à partir d'images à haute résolution spatiale. Les deux classes de cultures du produit MODIS Land Cover (« Croplands » et « Cropland/Natural Vegetation ») sont également présentées.

Cartographie de l'occupation du sol dans la zone du DC

Une cartographie plus détaillée de la zone du DC a été réalisée à partir d'images Landsat (30 m) pour deux dates (2001 et 2013 ; voir Tableau 4). Les images ont été acquises en fin de saison sèche/début de saison des pluies (mars en 2001 et mai en 2013) et en fin de saison des pluies (septembre en 2001 et 2013), où les différences spectrales entre la végétation naturelle et les cultures sont les plus fortes.

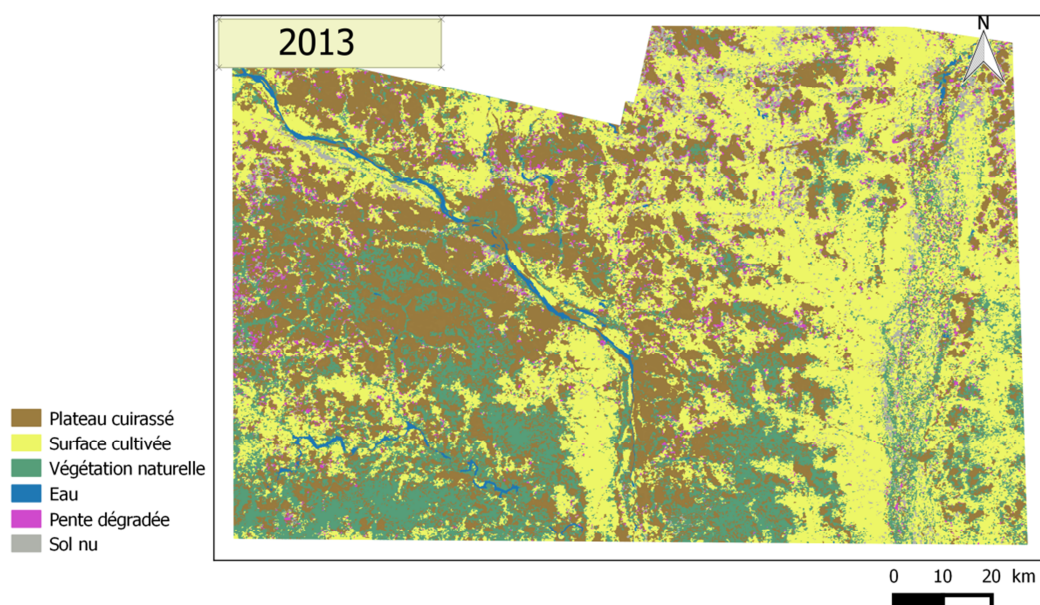
Après avoir prétraité les images Landsat (corrections atmosphériques), une classification de l'occupation du sol en 6 classes (plateaux cuirassés à brousse tigrée, surface en eau, culture, végétation naturelle, sol nu et pentes dégradées) a été mise en place. N'ayant pas pu nous rendre sur le terrain, ces 6 grandes classes d'occupation du sol ont été déterminées par analyse de la bibliographie et des études précédentes faites sur cette zone (Cappelaere *et al.*, 2009; Hiernaux *et al.*, 2009a). Une classification orientée-objet en mode expert (logiciel eCognition©) a été appliquée ici à chacune des dates par reconnaissance spectrale des différentes classes d'occupation du sol. Par ailleurs, au vu de la grande hétérogénéité spatiale des objets au sein même d'une classe et de la ressemblance en termes de caractéristiques spectrales entre les classes (par exemple forte confusion entre les sols nus et des parcelles cultivées à faible densité de semis), une interprétation visuelle a ensuite été faite afin de corriger et réduire les erreurs de l'étape précédente.

Pour estimer la précision de notre classification, un peu plus de 1200 échantillons ont été sélectionnés aléatoirement et ont été photo-interprétés à partir d'images GoogleEarth© pour l'année correspondante. Une précision globale de 88% a été obtenue pour la classification de 2001 et 82% pour celle de 2013, ce qui, au vu de la complexité des paysages sahéliens, est très acceptable. Une carte de changement entre les deux dates a ensuite été faite par comparaison post-classification. La carte d'occupation du sol obtenue en 2013 est présentée en Figure 34a et les statistiques d'évolution entre 2001 et 2013 en Figure 34b.

Les résultats montrent que 87% de la zone n'a pas subi de changements majeurs en termes d'occupation du sol au cours des 12 années considérées. Les changements les plus significatifs touchent les surfaces cultivées qui observent à la fois une réduction de 3% que l'on pourrait attribuer à un abandon des terres par surexploitation, et également une augmentation des surfaces cultivées de 5%. On aboutit à une augmentation nette de 2% des surfaces cultivées pour la zone. Cette relative

stabilité des modes d'occupation du sol s'explique par une saturation de l'espace depuis la fin des années 1980 où l'ensemble des terres arables disponibles avaient déjà été mises en culture. En revanche, si les modes d'occupation du sol ne bougent pas, l'utilisation du sol est quant à elle très dynamique (Loireau, 1998).

a)



b)

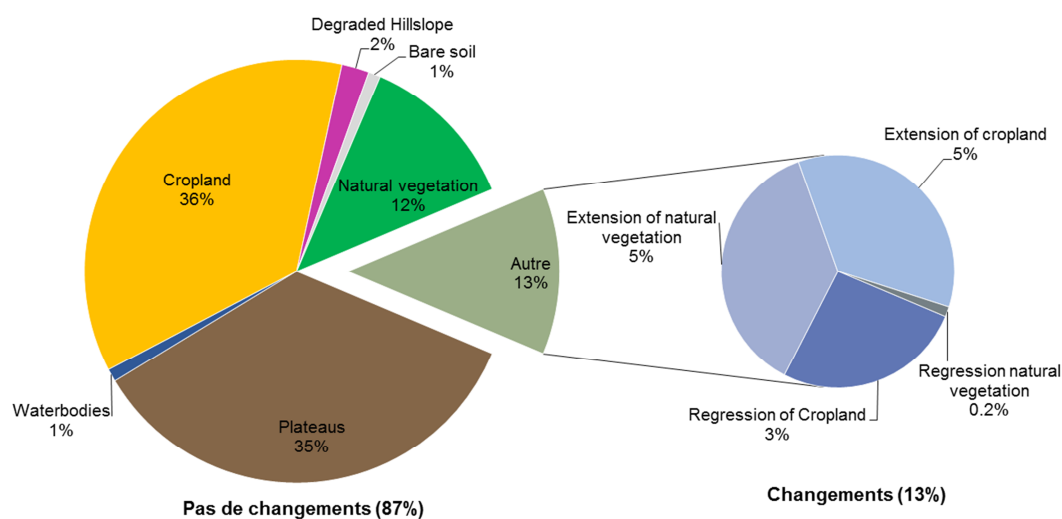


Figure 34: Cartographie de l'occupation du sol au Niger obtenue par classification d'images Landsat en 2013 (a) et évolution observée entre 2001 et 2013 (b).

3. Les méthodes

La dernière partie de ce Chapitre II est consacrée aux méthodes mobilisées lors de ce travail de thèse. Par méthodes nous entendons ici (1) le calcul d'indices dérivés des données de télédétection et qui ont servi de base à l'ensemble des analyses de ce manuscrit ; (2) les outils statistiques et (3) les modèles.

3.1. Les indices « télédétection »

3.1.1. Les indices de productivité de la végétation

Afin de pouvoir caractériser la productivité globale de la végétation dans le temps, différentes métriques basées sur le NDVI ont été dérivées du jeu de données initial en intégrant (ou cumulant) nos séries temporelles de NDVI à 16 jours sur différentes périodes de temps (Voir Figure 35). Les métriques calculées ont permis de renseigner :

- Sur la productivité annuelle toutes végétations confondues, à l'échelle régionale:
 - Σ NDVI (ou CumNDVI) : Le NDVI cumulé annuel (ou intégré sur l'année) est calculé comme la somme des valeurs de NDVI positives sur l'ensemble de l'année. Il donne une indication sur la production annuelle de végétation.
 - MaxNDVI : Le NDVI maximum annuel est la valeur maximale du NDVI observée au cours du cycle de végétation et représente le niveau de production maximal annuel.
 - RangeNDVI : L'amplitude annuelle du NDVI c'est-à-dire la différence entre la valeur minimale et la valeur maximale annuelle. Cet indice permet de caractériser la variabilité intra-annuelle de la production de végétation.
- Sur la productivité de la végétation cultivée, à l'échelle locale (zone du DC), après application du masque du domaine cultivé issu du produit MODIS Land Cover afin de limiter l'influence de la végétation naturelle sur notre signal:
 - NDVI_RS (Rainy Season) : Le NDVI intégré durant la saison des pluies (NDVI_Rainy Season). Les dates de début et de fin de saison des pluies ont été obtenues à partir des définitions de Sivakumar pour la zone sahélienne (Sivakumar, 1988). La date de début de la saison des pluies est définie à partir du 1er mai comme le premier jour d'une séquence humide de 3 jours consécutifs cumulant au moins 20 mm de pluie et sans être suivie d'une séquence sèche de plus de 7 jours dans les 30 jours qui suivent le démarrage. La date de fin de saison des pluies est définie comme le dernier jour d'une séquence sèche de 20 jours après le premier septembre.
 - NDVI_GP (Growing Period) : Correspond au NDVI intégré durant la période de culture c'est-à-dire depuis le début de la saison des pluies jusqu'à la fin du mois de septembre. Le démarrage de la période des cultures est très largement déterminé par le démarrage de la saison des pluies car traditionnellement les agriculteurs ont tendance à semer dès l'arrivée des premières pluies efficaces. Par conséquent la longueur de la période de culture est principalement déterminée par la date de démarrage de la saison des pluies. La fin de la période de culture correspond approximativement à la période de récolte qui a été fixée ici à la fin du mois de septembre.
 - NDVI_PP (Productive Period) : Le NDVI est intégré pendant les phases productives des cultures c'est-à-dire pendant la période reproductive (initiation paniculaire et

floraison) et la période de maturation (phase de remplissage des grains et de dessiccation), particulièrement sensibles au stress hydrique. Par conséquent, un stress hydrique survenant lors de ces deux derniers stades phénologiques peut avoir un impact significatif sur les rendements finaux. Dans ce cas, à partir des connaissances expertes sur le développement des cultures dans la zone du DC, le NDVI a été intégré entre le début du mois d'août (soit le 213^{ème} jour) de l'année et la fin du mois de septembre.

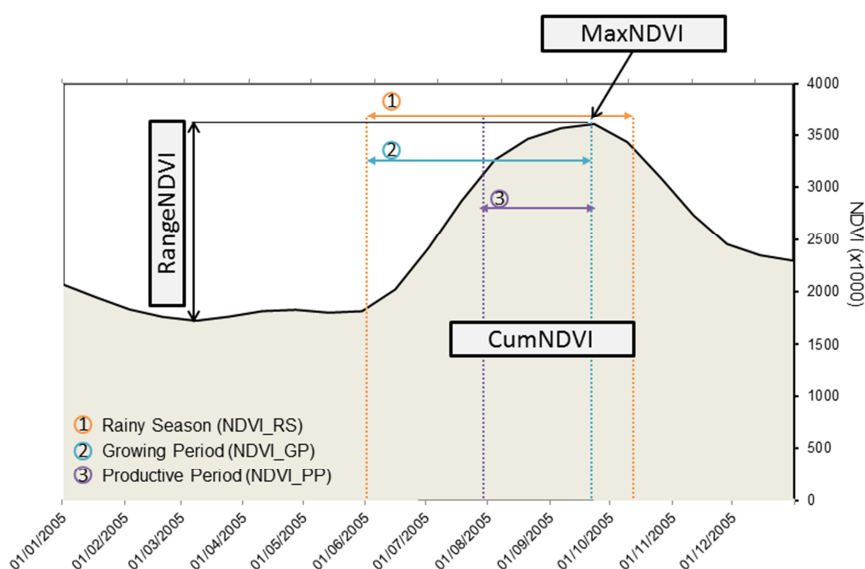


Figure 35: Schéma des six indices de productivité de la végétation dérivés du NDVI (exemple pour le village de Kollo en 2005)

3.1.2. Le CWSI : un indice de stress hydrique des cultures

Le CWSI (Crop Water Stress Index) est couramment utilisé comme indicateur de détection de stress de la canopée. Initialement, cet indicateur est basé sur la différence entre la température de l'air et la température du couvert et sa relation avec le déficit de pression de vapeur de l'air. Les valeurs du CWSI s'échelonnent entre 0 pour une plante non-stressée c'est-à-dire pour laquelle l'apport en eau n'est pas limité et 1 pour une plante dans un état de stress maximal c'est-à-dire soumise à un déficit hydrique extrême (Jackson *et al.*, 1981). Moran *et al.* (1994) ont proposé une approche équivalente à celle de Jackson *et al.* (1981) basée uniquement sur la différence de température canopée/air. Pour des raisons de mises en œuvre, c'est cette dernière approche qui a été privilégiée ici. Nous avons calculé le CWSI de la façon suivante :

$$CWSI = \frac{(T_c - T_a)_{obs} - (T_c - T_a)_{min}}{(T_c - T_a)_{max} - (T_c - T_a)_{min}}$$

où T_c est la température de surface issue des données MODIS Land Surface Température (voir Section 2.1.3) et T_a est la température de l'air mesurée par AGRHYMET (voir Section 2.2.2) min, max et obs correspondent respectivement à la différence de température ($T_c - T_a$) minimum (pas de stress), maximum (plante stressée) et observée. Le CWSI a également été intégré pendant les phases sensibles des cultures soit pendant la phase productive (Section 3.1).

3.1.3. Les indicateurs saisonniers et intra-saisonniers de la saison des pluies

Le déroulement de la saison des pluies, à la fois les cumuls pluviométriques, mais également la distribution des événements pluvieux, ont un impact important sur le développement de la végétation de façon générale, et plus spécifiquement sur les rendements des cultures si l'on considère la végétation cultivée. Dans le cadre de ce travail, sept indicateurs décrivant la saison des pluies ont été considérés :

- Des indicateurs saisonniers :
 - La date de début (Onset), en adoptant la même définition que celle présentée en Section 3.1
 - La date de fin (Offset, Voir Section 3.1).
 - La longueur de la saison des pluies (Length) : nombre de jours entre la date de début et la date de fin de la saison des pluies.
 - Le cumul pluviométrique (RA) : quantité totale de pluie tombée entre la date de début et la date de fin de la saison.
- Des indicateurs intra-saisonniers :
 - Le nombre de jours de pluie (NRD). Nous avons considéré un jour pluvieux dès lors qu'il recevait au moins 1 mm de pluie.
 - La fréquence des événements pluvieux (FRQ) : le nombre de jours de pluie rapporté à la longueur de la saison des pluies.
 - L'intensité journalière moyenne (MDI) : cumul pluviométrique saisonnier rapporté au nombre de jours de pluie.

3.1.4. Les indices de fragmentation paysagère

Enfin, le dernier type d'indices utilisés sont des indices paysagers. Les paysages agricoles africains sont caractérisés par une grande hétérogénéité et diversité spatiale (parcelles de petite taille, diversité des systèmes de cultures, forte variabilité inter/intra-parcellaire), par conséquent six indices couramment utilisés en écologie des paysages ont été calculés pour caractériser la fragmentation paysagère. Ces indices sont présentés dans le Tableau 5.

Tableau 5: Définition des six indices paysagers utilisés pour caractériser la fragmentation des paysages agricoles.

Indice paysager	Définition	Référence
Crop Fraction	Superficie des surfaces cultivées divisée par la superficie totale de la zone	
Matheron Index	Périmètre total des patchs de culture normalisé par la superficie des surfaces cultivées et par la superficie totale de la zone	Mayaux and Lambin, 1995
Compactness Index	Périmètre total des patchs de culture divisé par la racine carrée des surfaces cultivées	MacEachren, 1985
Mean Focal Diversity	Nombre de classes thématiques différentes présentes dans une fenêtre de 9 pixels autour du pixel central	Herold <i>et al.</i> , 2008
Crop Patch Density	Nombre de patchs de culture présents dans la zone	Plexida <i>et al.</i> , 2014
Crop Edge Density	Somme des périmètres des patchs cultivés divisée par la surface de la zone	Plexida <i>et al.</i> , 2014

3.2. Les outils statistiques

3.2.1. Les indicateurs d'écarts statistiques

Un enjeu central de ce travail de thèse a été de regarder les possibilités offertes par la télédétection pour suivre différents paramètres ayant trait à la production agricole (rendements, surfaces et production de biomasse). Dans ce cadre, nous avons considéré la télédétection comme « un modèle » pour lequel nous avons cherché à vérifier sa capacité à retranscrire une réalité en la confrontant à des données observées du phénomène que l'on a cherché à modéliser. Différents indicateurs d'écarts statistiques ont été utilisés et sont rappelés ci-dessous brièvement :

- La MSD ou ME (Mean Signed Difference ou Mean Error) : Représente la moyenne des écarts entre les valeurs simulées et les valeurs observées ; soit l'erreur moyenne. C'est un indicateur de tendance centrale.

$$MSD = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (sim - obs)$$

- Le RMSE (Root Mean Square Error) : La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne, donne l'écart type de l'ensemble des erreurs du modèle, par conséquent il fournit une vision synthétique de l'erreur globale (à la fois tendance centrale et dispersion). Il s'exprime dans les unités de la variable simulée.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (sim - obs)^2}$$

- Le RRMSE (Relative Root Mean Square Error) : C'est le RMSE normalisé, permettant ainsi d'avoir une mesure en % et donc la comparaison de différents modèles basés sur des variables ne s'exprimant pas dans la même unité :

$$RRMSE = 100 \times \frac{RMSE}{\bar{m}_{obs}}$$

- Le %MBE (Percentage Mean Bias Error) : Mesure la tendance moyenne des valeurs simulées à être supérieures ou inférieures aux valeurs observées. Cette mesure s'exprime en pourcentage. Plus le %MBE sera proche de 0 plus le modèle sera précis, tandis que des valeurs de %MBE supérieures (inférieures) à 0 indiqueront une surestimation (sous-estimation) du modèle.

$$\%MBE = \frac{1}{n} \times 100 \times \sum_{i=1}^n \frac{(sim - obs)}{obs}$$

Avec:

n = Le nombre d'individus

sim = Les valeurs simulées

obs = Les valeurs observées

\bar{m}_{obs} = La moyenne des valeurs observées

3.2.2. Les indicateurs de liaisons entre variables

Deux indicateurs classiques permettant de mesurer l'intensité du lien entre deux variables (une ou plusieurs variables explicatives et une variable à expliquer) ont été utilisés :

- Le coefficient de corrélation linéaire de Pearson (r) : Exprime l'intensité et le signe (positif ou négatif) de la relation entre deux variables. Il est compris entre -1 et 1, plus les valeurs de r seront proches de -1 ou 1, plus on aura une relation linéaire forte (positive ou négative) entre les deux variables. Un coefficient de corrélation proche de 0 signifie qu'il n'y a pas de relation linéaire entre les deux variables, cela n'excluant pas pour autant l'existence d'un lien autre que linéaire. Le coefficient de corrélation n'indique pas en revanche de lien de cause à effet entre les variables. Pour deux variables x et y , il s'exprime de la façon suivante :

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (xi - \bar{x})(yi - \bar{y})}{\partial x \times \partial y}$$

Avec:

n = Le nombre d'individus

xi = La variable x

yi = La variable y

\bar{x} = La moyenne de la variable x

\bar{y} = La moyenne de la variable y

∂x = L'écart type de la variable x

∂y = L'écart type de la variable y

- Le coefficient de détermination (R^2) : C'est un indicateur qui permet d'évaluer la qualité d'un modèle statistique, c'est-à-dire à quel point le modèle est capable de décrire la distribution (la variabilité) des valeurs à prédire. Il s'exprime entre 0 et 1 et plus la valeur du R^2 se rapproche de 1, meilleure est la qualité du modèle. Dans le cadre de ce travail nous avons toujours calculé le R^2 pour des régressions linéaires simples, dans ce cas le R^2 se calcule simplement comme le carré du coefficient de corrélation r .

3.2.3. La précision d'une classification

Pour évaluer la précision des différentes classifications réalisées au cours de ce travail, nous avons classiquement utilisé une matrice de confusion. Elle est obtenue en comparant les données issues de la classification avec les données observées ou de référence. Les données de référence doivent être indépendantes du jeu de données ayant servi à faire la classification et proviennent généralement de points de contrôle pris à l'aide d'un GPS directement sur le terrain ou, à défaut, de photo-interprétation d'images satellites à haute résolution spatiale. Différentes statistiques globales permettant d'estimer la qualité d'une classification peuvent être extraites de cette matrice de confusion :

- La précision globale, qui est certainement la statistique la plus simple. Elle se calcule en divisant la somme des individus bien classés (c'est-à-dire la somme de la diagonale) par le nombre total d'individus. Elle donne la proportion des individus bien classés.

De la même manière, la précision de chaque classe peut également être obtenue :

- La précision réalisateur (ou précision producteur, « Producer Accuracy » en anglais) correspond au nombre d'individus d'une classe de référence attribué à la même classe dans la classification. La précision utilisateur indique donc la probabilité qu'un individu de

référence soit correctement classé par la classification. L'erreur associée (1-précision réalisateur) est l'erreur de commission.

- La précision utilisateur (ou la fiabilité, « User Accuracy » en anglais) est la proportion d'individus d'une classe issue de la classification correspondant à la même classe dans les données de référence. Elle traduit la probabilité qu'un individu classé par la classification corresponde effectivement à cette classe dans la donnée de référence. L'erreur associée (1-précision utilisateur) est l'erreur d'omission.
- Le FSCORE (ou F-mesure) combine à la fois la précision utilisateur et réalisateur et donne une idée générale de la précision de la classification pour chaque classe (Li and Guo, 2014):

$$FSCORE = 2 \times \frac{Précision\ Utilisateur \times Précision\ Réalisateur}{Précision\ Utilisateur + Précision\ Réalisateur}$$

Au-delà des statistiques de précision que l'on peut extraire de la matrice de confusion, une simple interprétation visuelle de cette dernière permet également de pouvoir identifier plus précisément les confusions entre les différentes classes et au besoin revoir l'algorithme de classification.

3.3. Les modèles

En sus des modèles statistiques type modèle linéaire qui ont été utilisés largement dans ce travail, deux autres types de modèles ont été mobilisés et que nous allons présenter plus en détails :

- Un modèle agronomique : le modèle SARRA-H
- Un modèle de classification basé sur l'algorithme de RandomForest

3.3.1. Le modèle de croissance des céréales SARRA-H

Les informations de cette partie sont majoritairement extraites du site de SARRA-H : <http://sarrah.teledetection.fr>

SARRA-H (Système d'Analyse Régionale des Risques Agroclimatologiques Version H) V3.3 (Baron *et al.*, 2005; Dingkuhn *et al.*, 2003) est un modèle de culture particulièrement bien adapté à l'analyse des impacts du climat sur la croissance des céréales et des rendements en milieu tropical aride. Il permet de simuler les dynamiques des biomasses aériennes (racine, feuille, tige) et des rendements atteignables des principales cultures céréalières pluviales (mil, sorgho, maïs, *etc.*) sous contrainte hydrique. Le modèle est basé sur trois modules intégrant trois grands processus au sein d'une même boucle journalière : le bilan hydrique, le bilan carboné et la phénologie (Figure 36).

- **Le bilan hydrique** est modélisé à partir de la dynamique de l'eau dans le sol en considérant ce dernier comme un ensemble de réservoirs de tailles variables (superficiel, profond et un réservoir racinaire dynamique). Le flux d'eau vertical descendant est alors simulé par des processus de remplissage par le haut des réservoirs jusqu'à leur capacité maximale (capacité au champ), puis la quantité excédante déborde sur le réservoir suivant et ainsi de suite jusqu'au dernier réservoir pour lequel l'eau qui déborde est alors considérée comme du drainage. Le module de bilan hydrique permet aussi d'estimer l'évapotranspiration et l'indice de stress hydrique pouvant intervenir comme un frein dans les calculs de biomasse du module de bilan carboné. L'évapotranspiration est subdivisée en deux processus : l'évaporation et la transpiration tous les deux variant en fonction de la demande atmosphérique, du LAI et du stade phénologique.
- **Le bilan carboné** permet de transformer l'énergie solaire (le PAR ou l'énergie photosynthétiquement active) en sucre, puis le répartit entre les différentes biomasses (racines, tiges, feuilles et grains) en fonction de l'activité photosynthétique. Ce processus de

transformation de l'énergie solaire en assimilats peut être contraint par l'état de stress hydrique ou minéral de la plante. La répartition des assimilats dans les différentes biomasses varie en fonction des stades de développement phénologique, mais également des valeurs de différents paramètres variétaux.

- **La phénologie** gère l'évolution des différents stades phénologiques. Le cycle végétatif se divise en 4 phases principales : la phase végétative juvénile, la phase sensible à la photopériode, la phase reproductive et la phase de maturation. Ces 4 phases sont subdivisées en 7 stades phénologiques et le passage d'un stade à un autre se fait en fonction d'un seuil de degrés jour (somme des températures journalières à atteindre) excepté pour la phase sensible à la photopériode, qui dépend de la longueur du jour, et donc de la latitude. A noter que la phase reproductive est la phase la plus sensible aux différentes contraintes notamment hydriques et que par conséquent tout stress au cours de cette période a un impact important sur les rendements céréaliers finaux.

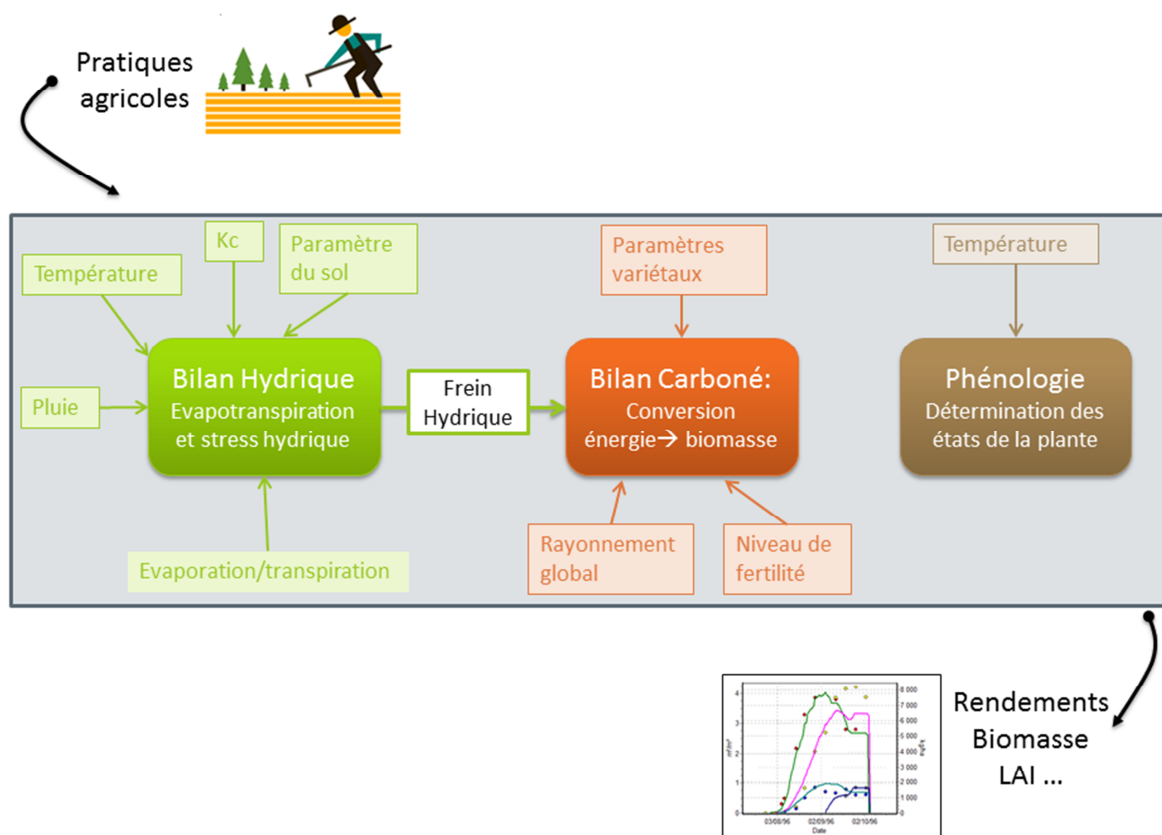


Figure 36: Schéma synthétique du fonctionnement de SARRA-H (pour plus détails se référer à la page web http://sarrah.teledetection.fr/SARRAH_Home.html)

Encadré 6: SARRA-H en bref

SARRA-H – Un modèle de culture simple et robuste pour simuler la biomasse et les rendements!

Un modèle particulièrement adapté à l'analyse d'impact du climat sur la croissance des céréales sèches et du rendement potentiel en milieu tropical : Mil, Sorgho, Maïs et Riz pluvial

Piloté par un jeu de données simples en entrée

Une diversité de domaine d'application

- Un modèle déterministe et modulaire
- Un modèle de croissance des cultures à l'échelle de la parcelle
- Un modèle basé sur des relations simples et robustes
- Un modèle testé et vérifié en milieu tropical
- Un modèle qui permet de simuler des stratégies paysannes
- Climat (pluie, évapotranspiration, humidité, température, rayonnement ...)
- Parcelle (sol)
- Pratiques culturales (variétés, dates et densité de semi, irrigation, fertilisation)
- Analyser les risques climatiques de la parcelle à la région : contexte de sécurité alimentaire
- Suivre l'état des cultures en cours de saison et prédire les rendements potentiels : contexte de système d'alerte précoce
- Analyser l'adaptation de stratégies paysannes à son environnement: contexte de résilience

3.3.2. Random Forest

L'algorithme RandomForest (RF ou « Forêts aléatoires ») est une méthode d'apprentissage supervisée basée sur une stratégie aléatoire agrégeant un ensemble d'arbres de décision indépendants où chacun des arbres devient un vote pour la classification, permettant ainsi d'optimiser la précision de la classification (Breiman, 2001).

L'algorithme RF est basé sur deux principes aléatoires. Le premier lors de la création de chaque arbre, un sous-ensemble (environ 2/3 du jeu de données) de données est sélectionné aléatoirement en utilisant le principe du *bagging* (pour *bootstrap aggregating*). Le deuxième paramètre aléatoire est basé sur une méthode d'induction d'arbre (ou *Random Tree*) où le partitionnement des nœuds de chaque arbre est généré en fonction d'une sélection aléatoire d'un faible nombre de variables. Chacun des arbres est donc construit de façon indépendante sur les 2/3 du jeu de données et validé en interne sur le 1/3 restant (*out-of-bag*). Pour chaque individu, l'attribution de la classe finale se fait en analysant la classe prédite par chacun des arbres, puis en attribuant la classe majoritaire. L'erreur globale du modèle final est obtenue en agrégeant l'ensemble des erreurs de chaque arbre. Ce processus d'agrégation des différents arbres (et donc de différents modèles) permet de réduire la variance et donc théoriquement de réduire les erreurs de prédiction.

Outre son processus de validation interne, RF présente également d'autres avantages comme le fait de pouvoir traiter des données manquantes, d'utiliser des variables qualitatives et quantitatives et de travailler sur de gros volumes de données. Par ailleurs, des indices proportionnels à l'importance de chaque variable dans le modèle final sont également fournis ce qui permet d'aider à l'interprétation des résultats car ils traduisent l'importance de chaque variable dans la discrimination des classes. Les indices mesurant l'importance des variables (ex. *Mean Decrease Accuracy*) reposent sur une permutation aléatoire des variables dans le modèle. Une variable est considérée comme importante dans la classification quand la permutation de cette variable entraîne une augmentation

de l'erreur *out-of-bag*. Il s'agit ici d'une mesure globale, mais indirecte de l'importance d'une variable sur le modèle complet. L'algorithme RF est aujourd'hui implémenté sous R dans le package dédié RandomForest (Liaw and Wiener, 2002) avec deux paramètres à fixer :

- Le nombre de variables choisies aléatoirement pour la séparation des nœuds de chaque arbre avec généralement dans le cas des classifications un nombre égal à la racine carrée du nombre de variables comme proposé par Breiman (2001).
- Le nombre minimal d'arbres dans la forêt. Pour choisir le nombre minimal d'arbres, une solution proposée est de regarder l'évolution des erreurs du modèle en fonction de l'augmentation du nombre d'arbres. Au-delà d'un certain seuil, l'erreur se stabilise et tout ajout de nouvel arbre n'augmente pas nécessairement la précision de la classification (Breiman, 2001).

CHAPITRE III

Où est le domaine cultivé en
Afrique Sub-Saharienne ?

*Vers une meilleure précision des
produits globaux d'occupation du sol*



CHAPITRE III : Vers une meilleure précision des produits globaux d'occupation du sol

Où est le domaine cultivé en Afrique Sub-Saharienne? Cette information bien que cruciale pour un grand nombre d'applications (gestion des espaces agricoles, estimation des rendements ou SAP) reste cependant aujourd'hui difficile à obtenir à l'échelle régionale en raison de la complexité des systèmes de production africains. En effet, ces derniers sont majoritairement basés sur de la petite agriculture familiale qui se caractérise par une forte fragmentation des paysages agricoles et une grande diversité des pratiques culturales. A cela s'ajoute une difficulté à discriminer la végétation naturelle de la végétation cultivée en raison d'un développement quasi-synchronisé déterminé par le régime des pluies. Cependant la localisation des terres cultivées et leur évolution dans le temps reste l'information de base pour le suivi de l'agriculture et ce quelle que soit l'échelle spatiale considérée. Du point de vue de la sécurité alimentaire, cette information est d'autant plus importante que la majorité des terres cultivées en Afrique sub-saharienne sont destinées à la consommation humaine (Figure 37).

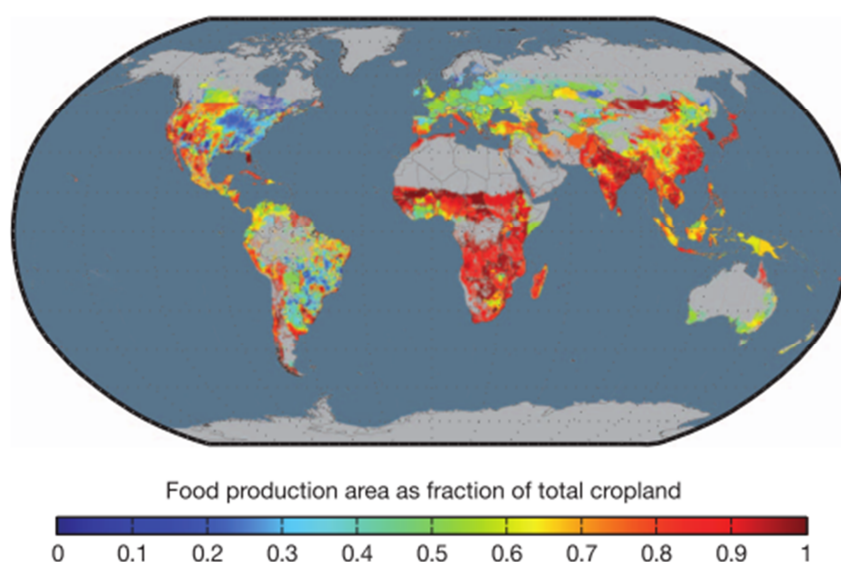


Figure 37: Proportions des surfaces dédiées à l'alimentation humaine dans les surfaces cultivées totales (Foley *et al.*, 2011).

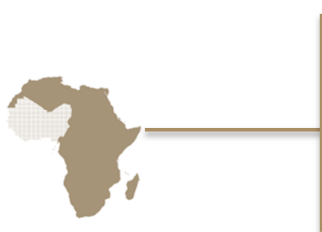
Comme nous l'avons souligné précédemment dans le Chapitre I (Section 3.1.2), la multiplication des systèmes d'observation a permis de considérablement améliorer la caractérisation de l'occupation du sol à l'échelle globale depuis les trente dernières années, que ce soit en termes de résolution spatiale, temporelle ou thématique (Giri *et al.*, 2013). Cependant, bon nombre de ces produits n'ont pas été développés pour des applications spécifiques à l'agriculture. Pour une utilisation efficace et efficiente de ces produits pour le suivi de l'agriculture, il convient d'en évaluer la précision notamment pour la localisation des surfaces cultivées.

Les méthodes généralement utilisées pour « valider » les produits globaux d'occupation du sol ne fournissent qu'une vision globale de la qualité des produits au travers d'indicateurs comme la précision globale, l'indice de Kappa ou bien tout simplement en analysant les degrés d'accord ou de désaccord spatial entre différents produits. Cependant, il apparaît évident que les erreurs de classification ne sont pas réparties de façon homogène dans l'espace et qu'elles varient en fonction des conditions locales (Strahler *et al.*, 2006).

Ainsi nous proposons dans ce chapitre une méthode d'évaluation de la qualité et la fiabilité des produits globaux d'occupation du sol pour l'estimation et la localisation des surfaces cultivées en prenant en considération l'hétérogénéité spatiale des paysages agricoles africains. Pour ce faire, nos développements méthodologiques ont été appliqués au produit MODIS Land Cover. Notre choix s'est porté sur ce produit car c'est le seul produit qui est disponible annuellement permettant donc d'évaluer la qualité du produit à la fois spatialement mais aussi temporellement. Par ailleurs, avec une résolution spatiale de 500 m, c'est l'un des produits globaux d'occupation du sol le mieux résolu. Compte tenu (1) de la résolution spatiale des produits globaux (généralement au-delà de 300 m) et (2) de la complexité des paysages agricoles africains, l'hypothèse forte qui sous-tend et justifie notre démarche considère que l'hétérogénéité et l'agencement des éléments paysagers dans l'espace va impacter la précision des produits globaux d'occupation du sol. Partant de cette hypothèse, notre démarche s'est déroulée en deux temps permettant de répondre à deux sous-objectifs :

- Le produit MODIS LC peut-il être utilisé pour l'estimation des surfaces cultivées et de leur dynamique dans le temps ? *Nous avons ici comparé le produit MODIS LC avec des données statistiques à différentes échelles administratives afin d'en évaluer la précision statistique.*
- Le domaine cultivé est-il correctement identifié par le produit MODIS LC ? *Nous avons ici développé une méthode originale d'estimation spatialisée (à l'échelle des pixels) de la précision cartographique du produit MODIS LC en le comparant à des données d'observation à haute résolution spatiale et en utilisant différentes métriques de fragmentation paysagère.*

Afin de pouvoir intégrer une plus grande diversité des systèmes de production, cette étude considère une région d'Afrique sub-saharienne englobant l'Afrique de l'Ouest et s'étendant jusqu'à l'Éthiopie.



Ce travail a été valorisé par une publication dans une revue de Rang A en 2014 (Annexe IV):

L. Leroux, A. Jolivot, A. Bégué, D. Lo Seen, and B. Zoungrana, "How Reliable is the MODIS Land Cover Product for Crop Mapping Sub-Saharan Agricultural Landscapes?," Remote Sensing, vol. 6, pp. 8541–8564, 2014.

1. Méthode adoptée

La méthode générale consiste en trois étapes principales : (1) évaluer la précision statistique de l'estimation des surfaces cultivées obtenues par le produit MODIS LC ; (2) évaluer la précision spatiale du produit MODIS et (3) analyser cette précision au regard de l'organisation des paysages agricoles.

1.1. Estimation des surfaces cultivées par le produit MODIS LC

Afin d'analyser la qualité du produit MODIS LC dans l'estimation des surfaces cultivées, ce dernier a été comparé avec les surfaces cultivées obtenues à partir des statistiques agricoles. Les surfaces cultivées issues des deux classes cultures (« Croplands » et « Cropland/Natural Vegetation Mosaic ») du produit MODIS LC (voir Section 2.1.2 du Chapitre II) ont dans un premier temps été extraites pour différentes unités administratives (échelle nationale et pour les échelles régionale et provinciale pour le Burkina Faso). Pour calculer les surfaces, nous avons appliqué un coefficient de pondération de 1

(entre le nombre de pixels et la résolution du produit) pour la classe « Cropland » et une pondération de 0.5 pour la classe « Cropland/Natural Vegetation Mosaic » afin de prendre en considération la proportion de cultures au sein du pixel MODIS LC. Les surfaces moyennes entre 2001 et 2011 ont été calculées. Ces dernières ont également été extraites pour les statistiques agricoles à l'échelle nationale (FAOSTAT), N1 (un niveau administratif sous le niveau national) et N2 (deux niveaux administratifs sous le niveau national) pour le Burkina Faso à partir des données fournies par AGRHYMET (voir Section 2.3 du Chapitre II).

Par ailleurs, pour comparer les dynamiques des surfaces telles que transcrites par les deux sources de données pour les différentes échelles spatiales, les tendances ont été analysées sur les 11 années de données en appliquant une régression linéaire simple (« Ordinary Least Squares regression » ou OLS) et en analysant le signe (augmentation ou régression des surfaces cultivées) et la significativité du coefficient de pente. Les tendances ont été considérées comme statistiquement significatives au seuil de 10% ($p\text{-value}=0.1$).

1.2. Evaluation de la précision du produit MODIS LC pour la localisation du domaine cultivé

Pour évaluer le degré de précision du produit MODIS LC quant à la localisation du domaine cultivé, une comparaison a été faite entre la carte MODIS LC du domaine cultivé en 2011 et un jeu de 55 sites de validation que nous avons créés spécifiquement pour ce travail de thèse (voir Section 2.4.4 du Chapitre II) en utilisant deux outils :

- La matrice de confusion et les différents indicateurs statistiques de précision qui en découlent présentés en Section 3.2.3 du Chapitre II.
- La frontière de Pareto qui s'obtient en utilisant à la fois une carte de référence à haute résolution spatiale (culture/non culture) et une grille à la résolution du produit MODIS LC. Nous allons présenter ici rapidement le principe de la frontière de Pareto, mais encourageons le lecteur à consulter l'article de [Boschetti et al \(2004\)](#) pour plus d'information. Il s'agit dans un premier temps d'assigner à chaque pixel de la grille à basse résolution le pourcentage de pixels d'une classe spécifique (ici la classe culture) présents dans la carte de référence. La seconde étape consiste à établir un jeu de différentes valeurs seuil de pourcentage et pour chaque seuil nous considérons que les pixels au-dessus de ce seuil sont classés en culture et calculons ainsi pour chacun des seuils les valeurs d'omission et de commission correspondantes. Enfin, la frontière de Pareto s'obtient en joignant ensemble les paires erreurs omission/commission et délimitant ainsi une région inatteignable en termes de précision en raison des biais inhérents dus à la résolution spatiale de nos données (Figure 38). Plus simplement, cela revient à considérer que compte tenu de la résolution spatiale du jeu de données, même avec le meilleur algorithme de classification, un tel niveau de précision ne pourra jamais être atteint (Figure 39). La frontière de Pareto permet également d'introduire la notion de « précision optimale » (soit le point qui minimise les erreurs d'omission et de commission) qui devrait théoriquement pouvoir être atteint. En plus de la précision optimale que l'on pourrait obtenir avec le produit MODIS à 500 m, dans le cadre de cette étude nous avons également simulé des grilles de différentes résolutions spatiales (300 m, 30 m et 10 m) pour estimer la précision qui pourrait être obtenue en fonction du capteur utilisé. Enfin, la distance entre la frontière de Pareto et la précision actuellement observée de notre produit donne aussi une indication de la performance de l'algorithme de classification.

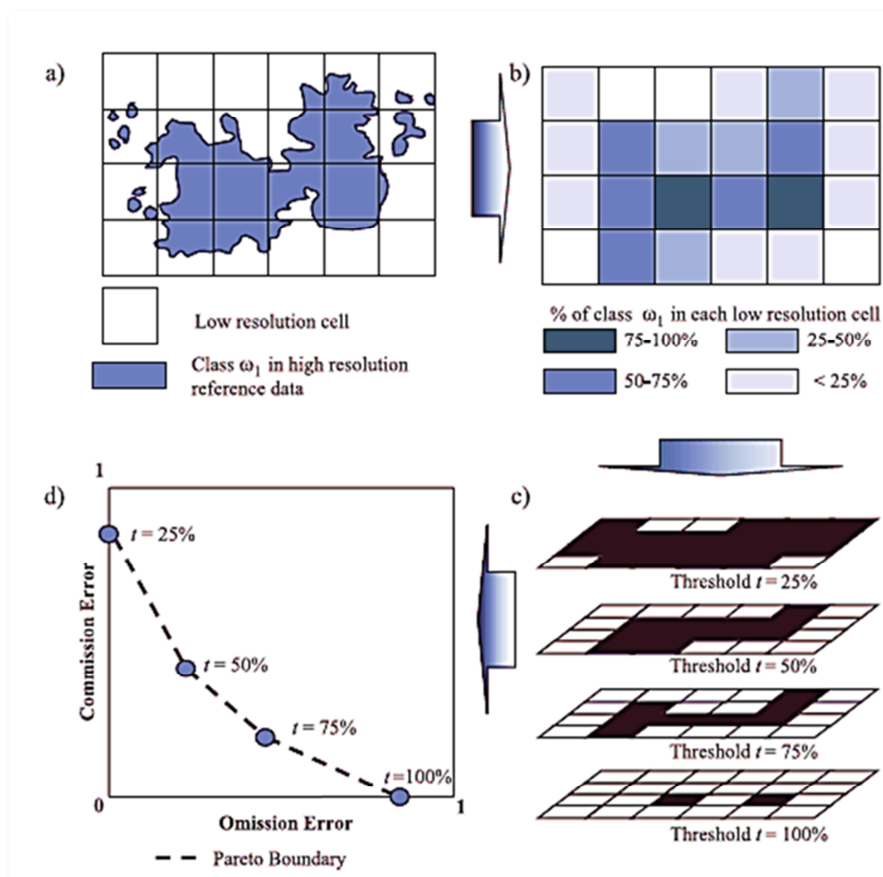


Figure 38 : Démarche générale permettant d'obtenir la frontière de Pareto. Source : Boschetti *et al* (2004)

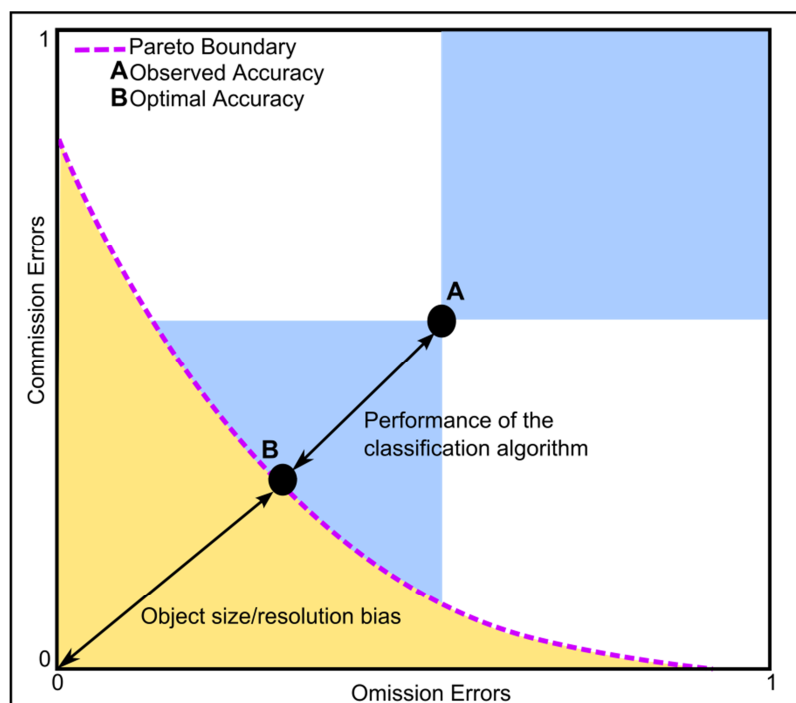


Figure 39 : Schéma de la frontière de Pareto. La ligne en pointillés roses (dite « frontière de Pareto ») sépare l'espace en deux zones. La zone en dessous de la frontière (en jaune) est la région inatteignable en terme de précision au regard du ratio entre la taille des objets et la résolution des données. La région au-dessus de la frontière de Pareto (en bleu clair et blanc) est la région atteignable. La distance entre 0 et B représente la précision optimale tandis que la distance entre B et A est un indicateur de la performance de l'algorithme entre ce que l'on devrait avoir et ce que l'on observe réellement.

1.3. Caractérisation de la fragmentation des paysages agricoles

La fragmentation du paysage

Nous avons émis l'hypothèse que la frontière de Pareto, et par conséquent, la précision d'une carte d'occupation du sol peut être reliée à la fragmentation des paysages. La fragmentation des paysages n'est pas issue d'un processus stochastique, mais bien au contraire est régie par l'hétérogénéité spatiale des conditions biophysiques et l'histoire des territoires et de leur appropriation par les hommes (Lambin *et al.*, 2013). Pour caractériser la structure du paysage, différents paramètres comme la taille des patchs paysagés et leur forme, leur distribution dans l'espace, mais également la continuité entre eux, peuvent être utilisés. Nous avons ici travaillé à partir de 6 métriques de fragmentation paysagère présentées dans la Section 3.1.4 du Chapitre II. Chacune des métriques a été calculée à partir du domaine cultivé du produit MODIS LC en 2011 en considérant des cellules de 5 km de côté.

Analyse des métriques paysagères

Une Analyse en Composante Principale (ACP) a été faite sur notre jeu de données afin de mettre en évidence le lien statistique entre les indicateurs de précision (erreurs d'omission, de commission et F-Score) dérivées de la matrice de confusion et les 6 métriques de fragmentation paysagère en prenant en considération l'ensemble des 55 sites de validation comme individus de notre ACP. Par ailleurs, une classification par Maximum de Vraisemblance (K-Means) a également été mise en place afin d'analyser les ressemblances entre les sites en termes de fragmentation paysagère et ce au regard du système de production¹⁶ auquel ils sont rattachés. Enfin, nous avons aussi mis en place un modèle d'estimation de la précision à partir d'une régression linéaire multiple mettant en relation l'indicateur de précision (variable dépendante) avec les indicateurs de fragmentation paysagère (variables indépendantes). La sélection du modèle a été faite en considérant le critère d'information bayésien (« Bayesian Information Criterion » ou BIC). Le modèle ayant la valeur du BIC la plus basse est alors considéré comme le plus performant (Schwarz, 1978).

2. Résultats

2.1. MODIS LC vs Statistiques

Pour l'estimation des surfaces cultivées à différentes échelles spatiales

A l'échelle régionale (i.e. à l'échelle des 55 sites considérés dans notre analyse couvrant 29 pays) comme à l'échelle nationale, nos résultats montrent que l'estimation des surfaces cultivées faite par le produit MODIS sur la période 2001-2011 est comparable à celle faite par les statistiques de la FAO. A l'échelle régionale, MODIS LC donne 13% de terres cultivées contre 11% pour la FAO. A l'échelle nationale, la corrélation entre les deux sources de données est fortement significative ($R^2=0.86$, $p\text{-value}<0.001$) avec une légère sur-estimation des surfaces par le produit MODIS LC comparé aux statistiques (Figure 40a).

L'analyse aux échelles administratives inférieures montre des résultats bien différents, avec un net désaccord entre les deux sources de données. Que ce soit pour l'échelle N1 (i.e. un niveau administratif sous le niveau national au Burkina Faso) ou l'échelle N2, nous trouvons un R^2 inférieur à 40% avec une très nette surestimation des terres cultivées par le produit MODIS (respectivement 0.59 et 0.29 Mha, Figure 40a ; Figure 40b). Ce constat avait déjà été fait par Hannerz and Lotsch (2006) qui trouvaient une relation inverse entre les données MODIS et AGRHYMET au Burkina Faso.

¹⁶ Les systèmes de production ont été attribués à partir de la carte des Farming Systems de la FAO

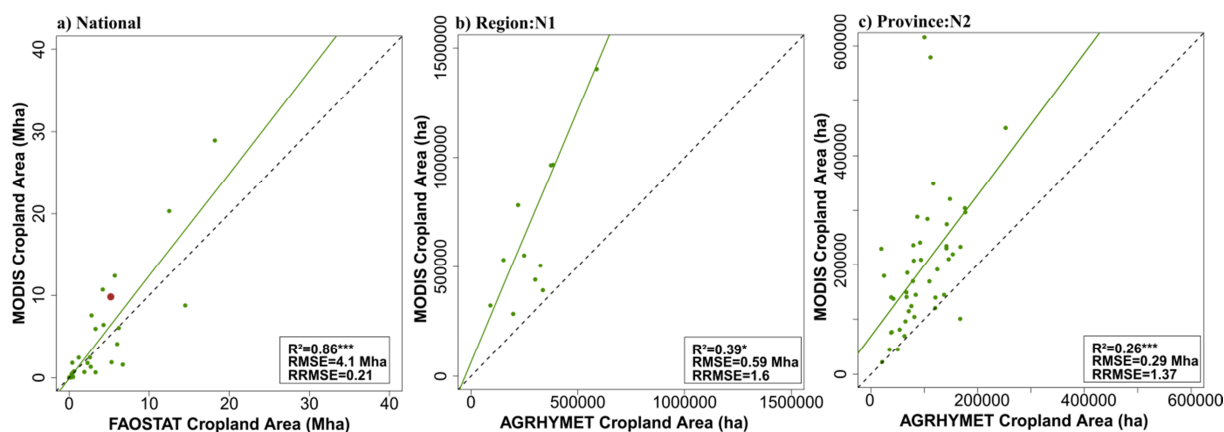


Figure 40: Comparaison des surfaces cultivées moyennes entre 2001 et 2011 calculées pour le produit MODIS LC et les données FAOSTAT/AGRHYMET à différentes échelles administratives. En a) chaque point correspond à un pays avec en rouge le Burkina Faso, en b) à une entité du N1 au Burkina et en c) à une entité du N2. La diagonale en pointillés représente la ligne 1:1.

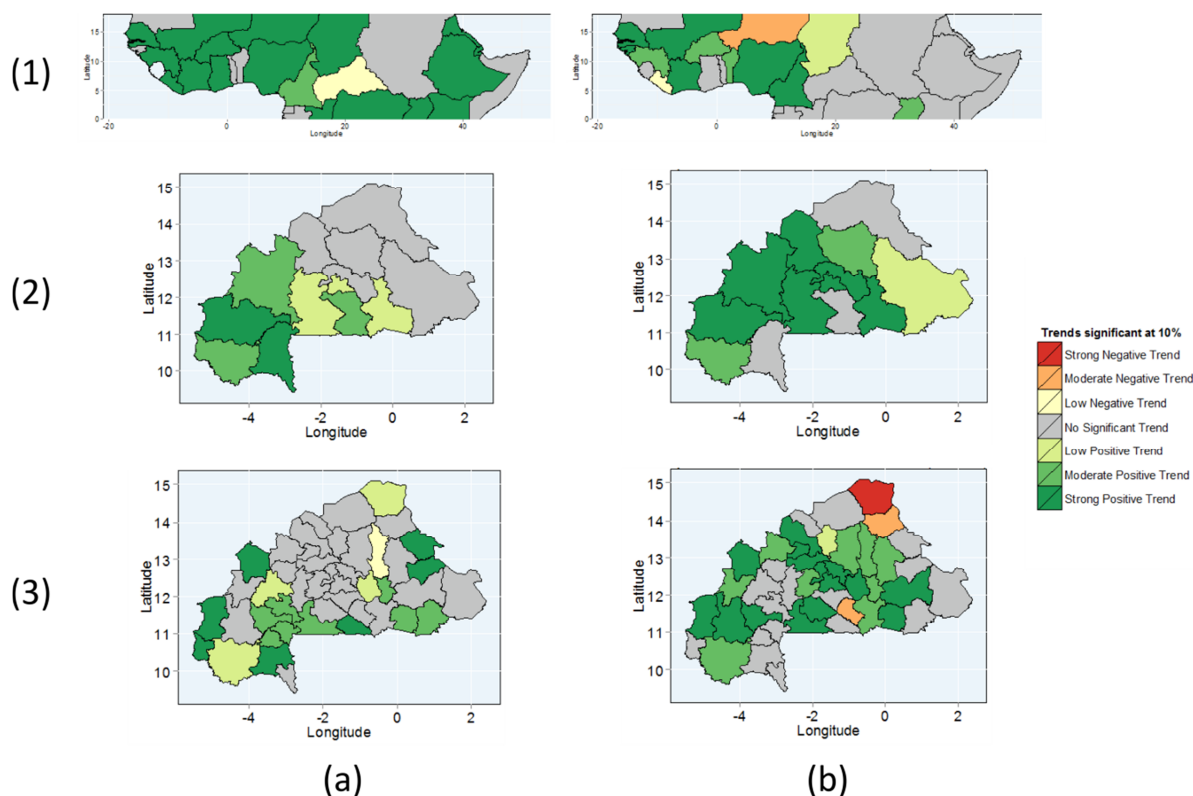


Figure 41: Comparaison des dynamiques du domaine cultivé estimé à partir des statistiques agricoles (FAOSTAT et AGRHYMET) en a) et du produit MODIS LC en b) entre 2001 et 2011 pour (1) l'échelle nationale; (2) l'échelle N1 et (3) l'échelle N2. Les tendances négatives (régression du domaine cultivé) sont dans les tons rouge/orangé et les tendances positives (extension du domaine cultivé) dans les tons vert.

Pour la caractérisation de la variabilité inter-annuelle des surfaces cultivées

L'analyse menée sur la dynamique des surfaces cultivées révèle comme précédemment des incohérences entre les statistiques agricoles et les données MODIS LC, plus ou moins marquées selon l'échelle spatiale considérée (Figure 41). A l'échelle nationale, les deux sources de données montrent globalement une augmentation des surfaces cultivées pour l'Afrique de l'Ouest (tendances statistiques positives), exception faite du Libéria et du Niger où des dynamiques opposées sont observées. Pour l'Afrique de l'Est, les données FAOSTAT tendent à montrer une augmentation de surfaces cultivées, tandis que le produit MODIS LC fait état d'une stabilité de ces dernières (Figure 41 1a et 1b). Une

explication potentielle à cette dichotomie Ouest/Est observée peut être que les systèmes de production de l'Est africain sont pour beaucoup basés sur l'agroforesterie ou l'élevage et ne sont par conséquent pas inclus dans la définition des classes cultures du produit MODIS LC (cf. uniquement cultures annuelles). Aux échelles sub-nationales au Burkina Faso, les données AGRHYMET et MODIS LC montrent une tendance à l'augmentation des surfaces pour les régions de l'Ouest, tandis que des différences s'observent à l'Est avec parfois des dynamiques opposées notamment à l'échelle des provinces (par exemple au Namentenga ou dans l'Oudalan ; Figure 41 3a et 3b).

2.2. Précision spatiale du produit MODIS LC pour la localisation du domaine cultivé

La comparaison entre les données MODIS LC et les 55 cartes de référence à haute résolution spatiale montrent une grande variabilité spatiale de la précision du produit MODIS LC (Tableau 6). L'erreur d'omission moyenne est de 0.56, l'erreur de commission de 0.46 et 35 sites sur les 55 présentent un F-Score inférieur à 0.50. Par conséquent, nos résultats montrent que la précision du produit MODIS LC est modérée.

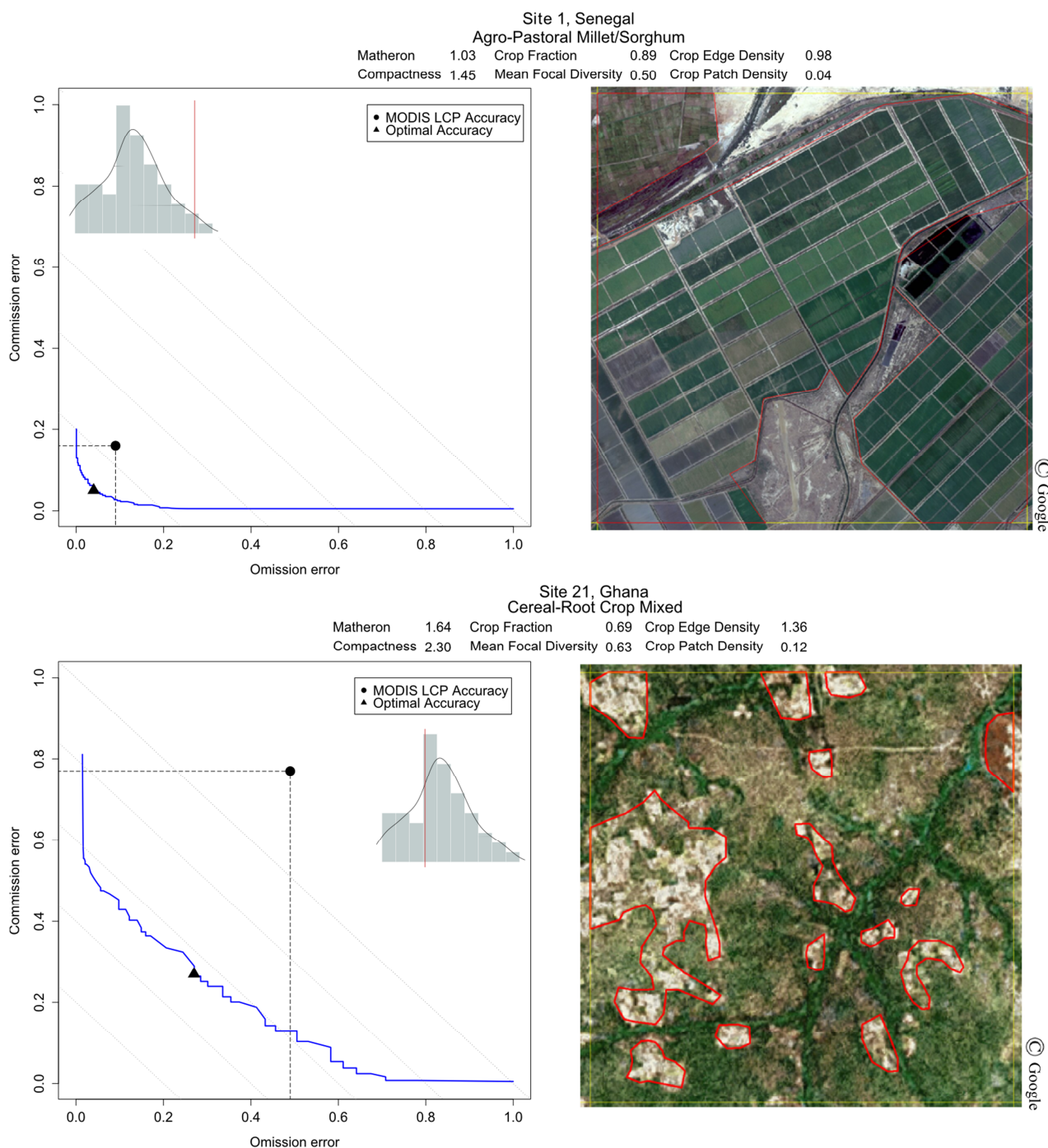
Par ailleurs, la frontière de Pareto a permis de calculer la distance euclidienne entre la précision observée et la précision optimale. Nous avons alors utilisé cette dernière comme un indicateur de la performance de l'algorithme de classification du produit MODIS LC. La plupart des sites présentent une distance observée/optimale inférieure à 0.50 révélant une performance modérée à faible de l'algorithme de classification.

Tableau 6: Précision du produit MODIS LC évaluée à partir des cartes de référence, présentée ici en fonction des systèmes de production selon la FAO (FAO and World-Bank, 2001). La précision notée "OBSERVED ACCURACY" correspond à la précision mesurée et la « OPTIMAL ACCURACY » calculée à partir de la frontière de Pareto, correspond à représente la précision théorique qui pourrait être obtenue à partir du produit MODIS LC. Les deux sites soulignés sont ceux présentés en Figure 42.

FARMING SYTEMS	SITE	OBSERVED ACCURACY			OPTIMAL ACCURACY			OBSERVED/OPTIMAL DISTANCE	Crop Fraction
		Omission	Commission	FScore	Omission	Commission	FScore		
Agro-pastoral Millet/Sorghum	<u>1</u>	<u>0.09</u>	<u>0.16</u>	<u>0.87</u>	<u>0.04</u>	<u>0.05</u>	<u>0.95</u>	<u>0.12</u>	<u>0.89</u>
	4	0.91	0.92	0.08	0.18	0.43	0.67	0.89	0.13
	12	0.35	0.29	0.68	0.06	0.07	0.94	0.36	0.5
	18	0.35	0.02	0.78	0.07	0.01	0.96	0.28	0.95
	20	0.50	0.68	0.39	0.09	0.10	0.90	0.71	0.93
	25	0.40	0.46	0.56	0.08	0.10	0.91	0.49	0.98
	26	0.36	0.33	0.65	0.08	0.14	0.89	0.34	0.86
	27	0.47	0.65	0.42	0.20	0.29	0.75	0.45	0.85
	28	0.50	0.66	0.40	0.20	0.28	0.76	0.48	0.53
	31	0.59	0.17	0.55	0.07	0.15	0.89	0.52	0.72
	38	0.21	0.14	0.82	0.03	0.04	0.96	0.20	0.51
	41	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	0
Cereal-root Crop mixed	2	0.50	0.55	0.47	0.15	0.21	0.82	0.49	0.45
	3	0.20	0.63	0.50	0.11	0.11	0.89	0.53	0.96
	11	0.50	0.71	0.37	0.21	0.26	0.76	0.53	1
	13	0.60	0.66	0.37	0.26	0.38	0.68	0.44	0.09
	15	0.91	0.25	0.16	0.29	0.30	0.70	0.63	0.02
	16	0.63	0.34	0.47	0.19	0.20	0.80	0.46	0.33
	<u>21</u>	<u>0.49</u>	<u>0.77</u>	<u>0.31</u>	<u>0.27</u>	<u>0.27</u>	<u>0.73</u>	<u>0.55</u>	<u>0.69</u>
	29	0.42	0.32	0.62	0.14	0.20	0.83	0.31	0.93
	30	0.46	0.33	0.60	0.11	0.13	0.88	0.40	0.80
	32	0.45	0.80	0.29	0.26	0.45	0.63	0.40	0.70
	39	0.69	0.64	0.34	0.14	0.13	0.87	0.75	0.41
	40	0.02	0.40	0.74	0.07	0.06	0.93	0.34	0.93
	43	0.87	0.24	0.22	0.15	0.14	0.85	0.72	0.11
Coastal Artisanal Fishing	37	0.68	0.15	0.46	0.08	0.09	0.91	0.61	0.30
	49	0.49	0.23	0.61	0.06	0.06	0.94	0.46	0.59
	53	0.51	0.44	0.52	0.07	0.10	0.91	0.56	0.96
Forest Based	10	0.75	0.14	0.38	0.07	0.08	0.93	0.69	0.20
	42	0.55	0.22	0.57	0.08	0.12	0.90	0.48	0.89
	54	0.61	0.88	0.18	0.29	0.47	0.60	0.52	0.83
Highland Perennial	14	0.58	0.67	0.37	0.13	0.19	0.84	0.66	0.80
	47	0.65	0.54	0.40	0.09	0.14	0.89	0.69	0.62
	48	0.89	0.53	0.18	0.13	0.19	0.84	0.83	0.14
Highland Temperate Mixed	6	0.59	0.40	0.49	0.07	0.09	0.92	0.60	0.54
	7	0.67	0.10	0.48	0.03	0.05	0.96	0.64	0.35
	19	0.60	0.29	0.52	0.09	0.13	0.89	0.53	0.44
	52	0.65	0.50	0.41	0.14	0.19	0.84	0.60	0.52
Irrigated	9	0.69	0.98	0.03	0.30	0.59	0.51	0.55	0.4
	22	0.27	0.27	0.73	0.05	0.06	0.94	0.30	0.67
	46	0.03	0.13	0.92	0.04	0.07	0.94	0.06	1
Maize Mixed	17	0.84	0.53	0.23	0.09	0.11	0.90	0.86	0.27
	44	0.70	0.39	0.40	0.00	1.00	0.00	0.93	0.55
	45	0.98	0.77	0.04	0.10	0.14	0.88	1.08	0.06
Pastoral	5	0.90	0.99	0.01	0.17	0.92	0.15	0.73	0.17
	8	0.56	0.72	0.35	0.15	0.17	0.84	0.68	0.42
	23	0.08	0.77	0.37	0.21	0.20	0.79	0.59	1
	51	0.50	0.19	0.62	0.02	0.02	0.98	0.51	0.86
Root Crop	24	0.93	0.30	0.12	0.17	0.22	0.81	0.77	0.04
	33	0.88	0.57	0.19	0.16	0.23	0.80	0.80	0.20
	34	0.85	0.42	0.23	0.08	0.09	0.92	0.84	0.21
	50	0.56	0.42	0.50	0.10	0.15	0.88	0.54	0.14
Tree Crop	35	0.56	0.33	0.53	0.09	0.12	0.89	0.51	0.90
	36	0.51	0.65	0.41	0.10	0.12	0.89	0.68	0.86
	55	0.78	0.45	0.32	0.20	0.28	0.76	0.60	0.40

La Figure 42 présente deux exemples de frontière de Pareto contrastée. Pour le second site, situé au Ghana et qui est le plus fragmenté et hétérogène des deux sites (Tableau 6), la frontière de Pareto

est élevée et comprise entre les isolignes 50% et 80%. Le premier site, situé au Sénégal, est le plus homogène (site 1). Sa frontière de Pareto est proche de l'isoline 10%. Ceci semble confirmer notre hypothèse de départ à savoir que la fragmentation du paysage entraîne plus d'incertitudes dans la localisation des surfaces cultivées par le produit MODIS LC et donc par conséquent impacte la précision finale.



Pour résumer, nous avons mis en place une ACP permettant de montrer les combinaisons linéaires entre les variables de précision et les métriques de fragmentation ainsi qu'une classification par K-

Means afin de faire émerger des classes de ressemblance entre les sites (Figure 43). La première composante explique 71% de la variance totale et tend à opposer les sites représentatifs des systèmes côtiers basés sur la pêche artisanale, les systèmes agro-pastoraux à base de mil/sorgho et les systèmes mixtes à base de céréales et tubercules (classe 1), contre les sites représentatifs des systèmes basés sur les cultures pérennes ou les cultures mixtes des hauts plateaux, les systèmes à base de tubercules ou les systèmes mixtes basés sur le maïs (classe 2 ; Figure 43b). La classe 1 semble inclure des sites ayant une proportion élevée de surfaces cultivées et un bon F-Score tandis que la classe 2 est caractérisée par d'importantes erreurs d'omission. L'ACP montre enfin que la fragmentation des paysages n'a pas d'impact significatif sur les erreurs de commission.

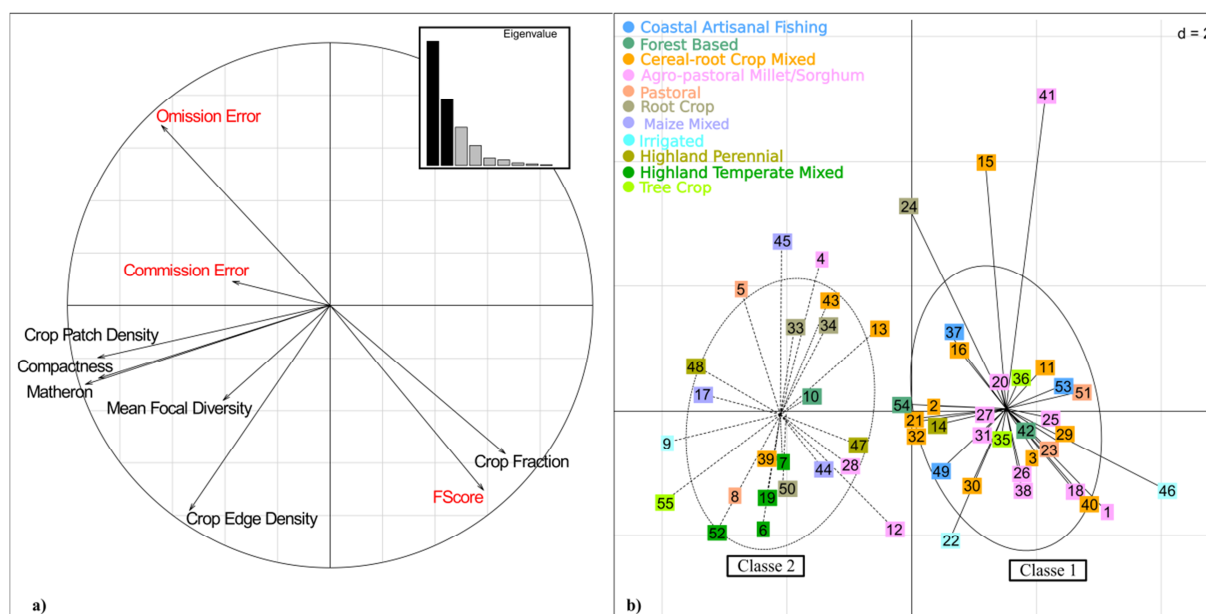


Figure 43: Analyse en Composante Principale, (a) Cercle de corrélation des variables pour les deux premières composantes et (b) la carte factorielle de l'ACP présentant les 55 sites de validation regroupés en deux classes d'après un K-Means.

2.3. Hétérogénéité spatiale et fragmentation vs cartographie des incertitudes

La régression linéaire multiple a montré que nous avons une relation forte entre la proportion de surfaces cultivées (« Crop fraction ») et les erreurs d'omission (également visible sur la Figure 43). 62% de la variabilité des erreurs d'omission s'explique par la proportion de surfaces cultivées. En revanche, bien que significative, la relation entre le F-Score et les métriques paysagères est moins évidente ($R^2=0.41$).

Cette relation que nous avons établie à l'échelle de nos 55 sites de validation a ensuite été appliquée à l'ensemble du jeu de données permettant ainsi de produire une carte montrant la distribution spatiale de la précision (Figure 44). Au regard de la fragmentation des paysages agricoles africains, nous montrons ici que la précision maximale pouvant être atteinte par le produit MODIS LC est de 70% (soit au minimum 30% d'incertitude). Il faut cependant noter que la majorité des pixels ont une précision comprise entre 0 et 28%, ce qui confère au produit MODIS LC un fort degré d'incertitude pour la localisation du domaine cultivé.

Enfin, nous avons également estimé la précision optimale qui pourrait être atteinte par des produits à plus haute résolution spatiale. Comme attendu, considérant un algorithme de classification performant, une augmentation de la résolution spatiale conduit à une amélioration significative de la précision et une réduction de la variabilité entre les différents sites (Figure 45). Par exemple, pour une résolution spatiale de 300 m correspondant à celle du futur Sentinel-3, on pourra s'attendre à

obtenir des erreurs d'omission et de commission inférieures à 30%, pour des images Landsat à 30 m de l'ordre de 5% et pour les données Sentinel-2 à haute résolution spatiale (10 m au nadir) de l'ordre de 1%. Nous pensons par conséquent que l'arrivée proche de ces données devrait permettre de considérablement améliorer la précision des cartes du domaine cultivé.

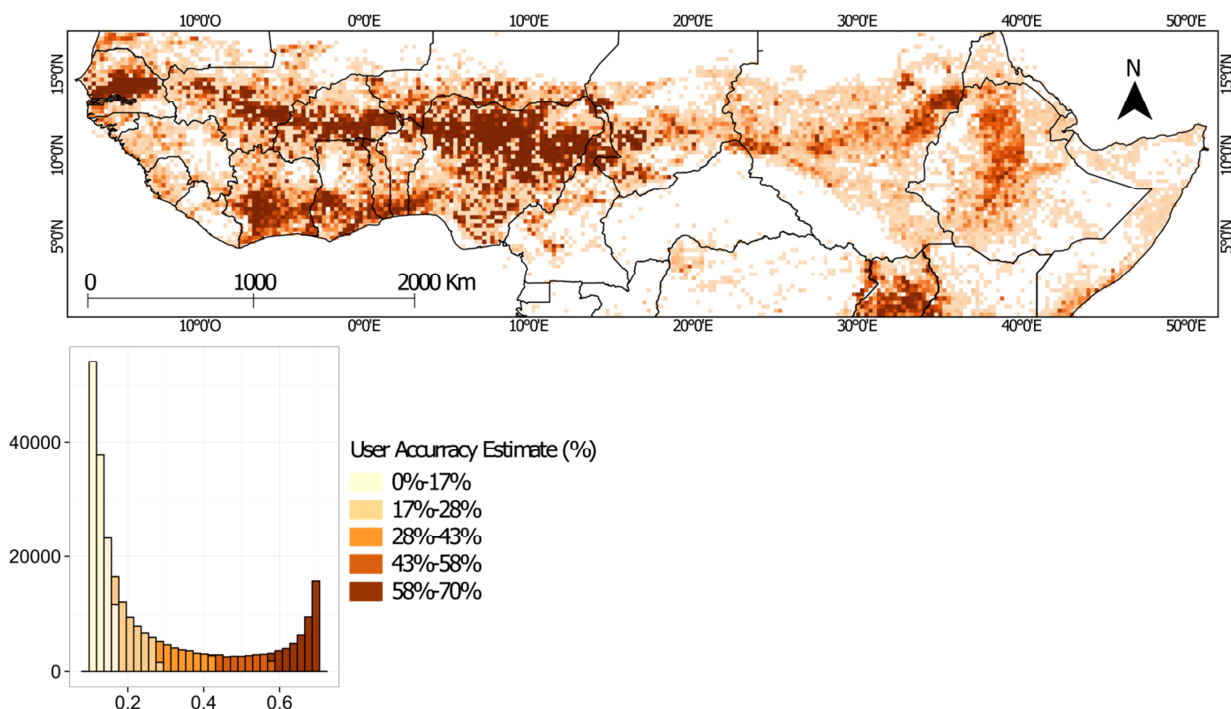


Figure 44: Cartographie de la précision utilisateur estimée (1-erreur d'omission) à partir de la proportion de surfaces cultivées.

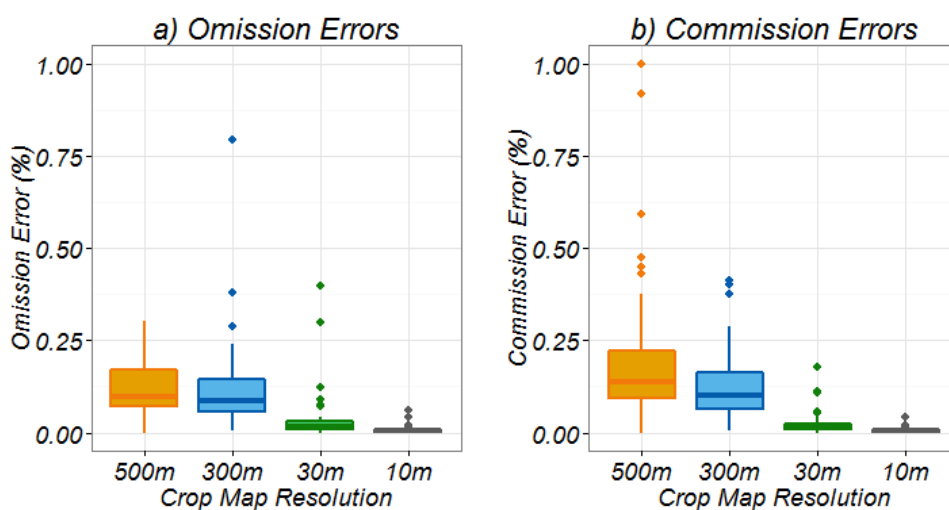


Figure 45: Comparaison de la précision optimale du produit MODIS LC (500 m) avec la précision optimale obtenue à partir de données simulées à 300 m, 30 m et 10 m pour les 55 sites de validation; (a) les erreurs d'omission et (b) les erreurs de commission.

3. Discussion

Estimer la qualité et la fiabilité des produits globaux d'occupation du sol, à la fois pour la localisation et l'estimation des surfaces cultivées, est un prérequis essentiel pour en garantir un usage approprié. C'est pourquoi, nous avons mis en place une démarche originale basée sur

l'utilisation des statistiques agricoles et des cartes du domaine cultivé obtenues à partir de l'imagerie à haute résolution spatiale afin de pouvoir évaluer la qualité du produit MODIS LC en Afrique subsaharienne.

3.1. Sur la précision statistiques des surfaces cultivées

Concernant l'estimation des surfaces cultivées et de leurs dynamiques, nous avons montré que la corrélation entre les statistiques agricoles et le produit MODIS LC était d'autant moins bonne que l'échelle d'analyse était fine. Ces divergences entre ces deux sources d'informations peuvent s'expliquer par différents éléments.

D'une part, en partie par une différence dans la définition des surfaces cultivées et notamment dans la prise en compte ou non des jachères. A l'échelle nationale, selon la définition des terres arables données par FAOSTAT, les jachères de moins de 5 ans sont comptabilisées, tandis qu'aux échelles N1 et N2, selon AGRHYMET, les jachères ne sont pas incluses dans les surfaces cultivées. En revanche, en raison de la haute variabilité spatiale et temporelle des jachères, ainsi qu'une forte confusion avec les autres classes d'occupation du sol, la classe jachère n'est pas prise en compte en tant que telle dans les produits globaux, nous ne savons donc pas actuellement comment ces dernières sont classées dans le produit MODIS LC. Par conséquent les jachères, notamment anciennes, sont probablement incluses dans nos estimations basées sur le produit MODIS. L'estimation des surfaces cultivées par le produit MODIS LC est aussi fortement dépendante de l'interprétation que l'on fait de la définition des classes cultivées. Dans notre cas, nous avons considéré que la proportion de surfaces cultivées dans chacune des classes était fixe (100% dans la classe « Croplands » et 50% dans la classe « Cropland/Natural Vegetation Mosaic »). Ce ne sont ici que des seuils arbitraires, il apparaît évident que de façon concrète ces seuils peuvent varier de 0 à 60% pour la classe mixte et de 60 à 100% pour la classe culture « pure » (voir définition donnée en Section 2.1.2 du Chapitre II). Nous admettons donc que la précision statistique que nous avons obtenue ici peut changer en fonction de la pondération appliquée.

Dans un second temps, les erreurs de classification du produit MODIS, notamment la difficulté à discriminer la végétation naturelle et la végétation cultivée au regard de la résolution spatiale du produit peuvent être une source d'incertitude supplémentaire pour l'estimation des surfaces cultivées par le produit MODIS LC pour lequel les zones de végétation naturelle environnant les cultures (principalement pâturages et savanes) peuvent être cartographiées en tant que culture (Vintrou *et al.*, 2012a; Wardlow and Egbert, 2008). Certaines études ont également souligné que la cartographie des surfaces cultivées au Sahel n'était pas une tâche aisée principalement en raison d'une certaine difficulté à attribuer une seule classe d'occupation du sol à des paysages hétérogènes composés aussi bien de végétation naturelle que cultivée et ayant des caractéristiques spectrale, temporelle et texturale similaires (Delrue *et al.*, 2013; Hannerz and Lotsch, 2006; McCallum *et al.*, 2006). Par conséquent, la classe « Cropland/Natural Vegetation Mosaic » peut inclure plusieurs types d'occupation du sol, ce qui peut avoir un impact significatif sur la précision statistique du produit et conduire aussi bien à une sur ou sous-estimation des surfaces cultivées.

Enfin, en raison des incertitudes sur leur précision et leur cohérence à la fois dans le temps et en fonction des pays, les statistiques agricoles peuvent également présenter un intérêt limité pour le suivi des surfaces cultivées comme mentionné entre autre par Fritz *et al.* (2010) ; Hannerz and Lotsch (2006) et Ramankutty *et al.* (2008) et être source de divergence au regard des estimations extraites du produit MODIS LC.

3.2. Sur la précision spatiale du produit MODIS LC et la relation avec les systèmes de production

A l'échelle de l'Afrique subsaharienne, nous avons trouvé que les erreurs de classification pour les deux classes « cultures » du produit MODIS LC étaient en moyenne de 56% pour les erreurs

d'omission et de 46% pour les erreurs de commission. Ces résultats diffèrent de ceux estimés précédemment par [Herold et al \(2008\)](#) pour le même produit et les mêmes classes à l'échelle globale (erreur d'omission égale à 7.9% et erreur de commission égale à 35.2%) et peuvent s'expliquer par trois facteurs principaux : (1) leur étude a été conduite à l'échelle globale et inclut par conséquent de vastes espaces agricoles homogènes comme les Grandes Plaines des Etats-Unis, bien loin de la complexité des paysages agricoles d'Afrique sub-saharienne, (2) les auteurs ont utilisé une ancienne version du produit MODIS LC à une résolution spatiale de 1 km et par conséquent moins précise spatialement et (3) la classe « Cropland/Natural Vegetation Mosaic » a été envisagée comme une classe à part entière, tandis que nous avons appliqué une pondération par 0.5. En revanche, nos résultats corroborent ceux de [Friedl et al \(2010\)](#) à l'échelle globale et [Ran et al \(2010\)](#) en Chine. [Friedl et al \(2010\)](#) trouvent une erreur d'omission de 46.7% pour les deux classes de cultures et une erreur de commission de 43.3% tandis que [Ran et al \(2010\)](#) trouvent une précision globale de 65% alors que la précision globale moyenne estimée par nos travaux est de 51%.

En Afrique sub-saharienne, où la petite agriculture familiale domine, les paysages agricoles se caractérisent par de petites parcelles, généralement inférieures à 2 ha ([Jain et al., 2013](#)). Grâce à la frontière de Pareto, nous avons pu isoler et quantifier la part de l'erreur de classification du produit MODIS LC qui peut être directement liée à la performance de l'algorithme de classification de celle imputable au ratio entre la taille de l'objet d'intérêt (i.e. les patchs de culture) et la résolution spatiale du capteur (1 pixel MODIS = 25ha). Nous avons ainsi pu calculer la précision « optimale » qui pourrait théoriquement être obtenue. Pour la majorité de nos 55 sites de validation, la précision optimale est inférieure à 50%, traduisant un fort degré d'incertitude. Les sites qui tendent à minimiser les erreurs d'omission et de commission sont représentatifs des systèmes de production agropastoraux à base de mil et sorgho, irrigués ou les systèmes mixtes à base de céréales et tubercules. Par conséquent, nous préconisons une grande prudence quant à l'étude des surfaces cultivées pour les autres systèmes de production avec le produit MODIS LC. La performance de l'algorithme de classification peut aussi être approximée en analysant la distance entre la précision « optimale » et la précision obtenue. Pour la majorité de nos sites, la distance euclidienne est supérieure à 0.50 signifiant une faible performance de l'algorithme. Cependant, la limite principale à la frontière de Pareto réside dans le fait qu'elle n'est pas basée directement sur la carte à la plus basse résolution spatiale, mais sur une grille simulant cette même résolution. Par conséquent, les erreurs d'omission et de commission calculées par la frontière de Pareto peuvent varier selon le positionnement géographique de la grille. Néanmoins, pour des paysages très fragmentés d'Afrique Centrale, [Boschetti et al \(2004\)](#) ont trouvé que les incertitudes relatives au positionnement de la grille n'avaient qu'un effet mineur sur le positionnement de la frontière de Pareto.

En ce qui concerne la précision « observée », nous avons montré que l'hétérogénéité, l'agencement dans l'espace et la fragmentation des paysages conditionnent fortement la précision du produit MODIS LC. Nos résultats sont en accord avec d'autres études menées à travers le monde mettant en évidence que la précision des produits globaux d'occupation du sol est inversement reliée à l'hétérogénéité ([Latifovic and Olthof, 2004](#); [Pérez-Hoyos et al., 2012](#); [Smith et al., 2003](#)). Contrairement aux travaux précités, nous avons exploité cette relation entre la fragmentation des paysages et la précision afin d'obtenir une estimation spatialisée de la précision du produit MODIS LC de manière à aller au-delà des indicateurs de précision globale couramment utilisés. Nos résultats montrent que pour l'Afrique de l'Est, où prédominent les systèmes de production mixtes à base de maïs ou de cultures pérennes ou les cultures mixtes des hauts plateaux, la précision utilisateur (1-erreurs d'omission) est relativement faible. Cela peut être dû à (1) la très petite taille des exploitations avec près de 50% d'entre elles présentant des surfaces inférieures à 0.5 ha et (2) les systèmes de cultures mixtes des hauts plateaux situés à des altitudes supérieures à 1800 m, caractérisés par de petites parcelles et une importante fragmentation des paysages dues aux pentes ([FAO and World-Bank, 2001](#)).

3.3. Recommandations pratiques

Parce que deux cartes différentes peuvent avoir la même précision globale, mais des précisions spatiales différentes, l'idée centrale de ce travail est qu'il est nécessaire d'estimer la précision spatiale d'un produit d'occupation du sol afin d'en anticiper les limites et d'en avoir un usage approprié qui correspond aux besoins de l'utilisateur. C'est pourquoi, à partir des résultats obtenus, nous fournissons ici quelques recommandations pratiques:

- Utiliser des données à haute résolution spatiale pour évaluer la fiabilité des produits plutôt que les statistiques agricoles.
- Dans le cadre des SAP, des informations précises et objectives sur les surfaces cultivées sont nécessaires, notamment pour la modélisation spatialisée des rendements. Dans ce contexte, il convient donc de privilégier la précision réalisateur (minimiser les erreurs de commissions) permettant ainsi de limiter la surestimation des rendements.
- Pour l'estimation des surfaces cultivées nous recommandons de trouver le juste compromis entre les erreurs d'omission et les erreurs de commissions pour limiter à la fois la sous-estimation et la surestimation des surfaces cultivées.
- Pour la planification agricole ou pour la mise en place de politiques de gestion des terres, des informations précises sur les changements d'occupation du sol sont nécessaires. Dans ce cas, nous préconisons également d'accorder la même importance aux erreurs d'omission et de commission.

*Bilan : Vers une meilleure précision des produits globaux
d'occupation du sol*

- ✓ Un masque du domaine cultivé précis et fiable de l'échelle globale à l'échelle locale est l'information de base nécessaire pour des applications dans les domaines du suivi de l'agriculture, de la sécurité alimentaire et des systèmes d'alerte précoce.
- ✓ Il n'existe aujourd'hui que des estimations globales de la précision des produits d'occupation du sol, or avoir une information sur la distribution spatiale des erreurs semble plus pertinente en vue d'une utilisation efficace de ces produits.
- ✓ Nous avons ici analysé la fiabilité et capacité du produit MODIS LC disponible annuellement à une résolution spatiale de 500 m pour cartographier le domaine cultivé en Afrique subsaharienne.
- ✓ La comparaison avec les statistiques agricoles à différentes échelles spatiales a montré que l'estimation des surfaces et de leurs dynamiques par le produit MODIS LC est satisfaisante aux échelles régionale et nationale. En deçà, des précautions doivent être prises.
- ✓ Concernant la localisation des surfaces cultivées, nos résultats ont montré une corrélation significative entre la précision utilisateur et la fragmentation des paysages agricoles tels que mesurée par le produit MODIS LC. A partir de ce constant, nous avons produit une carte spatialisée de la précision utilisateur pour la classe culture du produit MODIS LC sur l'ensemble de la région. La carte montre que la précision utilisateur varie de 17% à 70% en fonction des systèmes de production agricole.
- ✓ A partir de la méthode de Pareto, nous avons simulé les précisions utilisateur et producteur théoriques pour différents types de capteurs et avons montré que l'arrivée prochaine de Sentinel-2 devrait donner un nouveau souffle à la cartographie du domaine cultivé à l'échelle régionale.

CHAPITRE IV

Comment mieux prévoir les rendements en Afrique subsaharienne ?

Vers une estimation spatialisée des rendements céréaliers



CHAPITRE IV : Vers une estimation spatialisée des rendements céréaliers

Les rendements seront-ils suffisants pour subvenir aux besoins alimentaires des populations cette année ? Pour les régions d'Afrique sub-saharienne et notamment la région sahélienne, la sécurité alimentaire des populations est fortement dépendante des cultures pluviales et donc par conséquent de la variabilité climatique. Prévoir les rendements des cultures céréalières en temps opportun pour permettre la mise en place des mesures de gestion du risque alimentaire est donc un objectif élémentaire. Ainsi, après avoir mené une étude sur le suivi des surfaces à l'échelle régionale, la deuxième étape de ce travail de thèse porte plus spécifiquement sur la composante rendement de la production agricole à l'échelle locale.

Les expérimentations sur le terrain ainsi que la modélisation des cultures à partir de modèles agro-écologiques sont des outils utiles pour obtenir des estimations quantitatives sur les rendements à l'échelle locale. Cependant, pour répondre à des enjeux de sécurité alimentaire, l'échelle régionale (petite région administrative) est privilégiée. En modélisation, ce passage à l'échelle supérieure est fortement limité par la disponibilité et la qualité des données d'entrée aux modèles sur de larges échelles ainsi que par le caractère ponctuel de ces données qui nécessite souvent la mise en place de méthodes d'interpolation spatiale.

Comme nous avons pu le voir au Chapitre I Section 3.1, les données d'observation de la Terre sont aujourd'hui couramment utilisées pour le suivi de la végétation sur de larges échelles et ont par conséquent été largement employées pour le suivi des cultures et la prévision des rendements à travers le monde (voir par exemple [Becker-Reshef et al., 2010](#) aux Etats-Unis et en Ukraine ou [Rasmussen., 1992](#) au Burkina Faso ; Figure 46). Cependant, ces données sont aujourd'hui essentiellement utilisées dans les SAP pour le suivi des conditions de développement des cultures au cours du cycle cultural à travers la création régulière de cartes d'anomalies de croissance basées sur des indices de végétation comme le NDVI (Figure 47). Ces systèmes sont donc loin de tirer profits des potentialités offertes par la télédétection pour aller davantage vers une estimation quantitative et spatialisée des rendements.

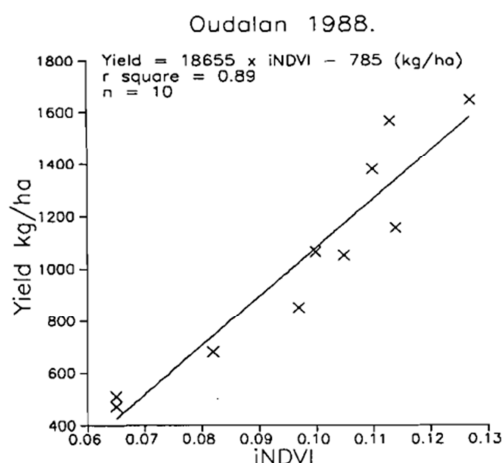


Figure 46: Estimation des rendements de mil au Burkina Faso, extrait des travaux de Rasmussen (1992).

Une des raisons régulièrement mises en avant pouvant justifier cette sous-utilisation de la télédétection pour l'estimation des rendements dans un contexte opérationnel est la nature du lien entre le NDVI et le rendement. En effet, le NDVI n'est qu'un indicateur indirect du rendement. Si le NDVI est reconnu comme étant un proxy de la production de biomasse, notamment en raison du lien étroit qui existe entre le NDVI et le FAPAR (voir les explications données en Section 3.1.4 du

Chapitre I), le ratio entre le rendement et la biomasse (plus communément appelé l'indice de récolte, « Harvest Index » en anglais ou HI) est lui très variable dans le temps et dans l'espace. De manière générale, ce dernier est dépendant à la fois du type de culture, mais il est également sensible aux variables qui peuvent impacter la répartition des assimilats dans les différents compartiments de la plante (racines, feuilles, tiges et grains) tel que le génotype, la température ou la disponibilité en eau ou en éléments nutritifs. Pour la région sahélienne plus spécifiquement, [Misra \(1995\)](#) a montré que l'indice de récolte du mil est fortement dépendant de la disponibilité en eau au cours de certaines phases sensibles du développement de la plante. Par ailleurs, les conditions hydriques des cultures peuvent également être dérivées de la télédétection à partir d'indicateurs basés sur la température de surface comme le Crop Water Stress Index (CWSI) proposé par [Jackson et al. \(1981\)](#).

Niger

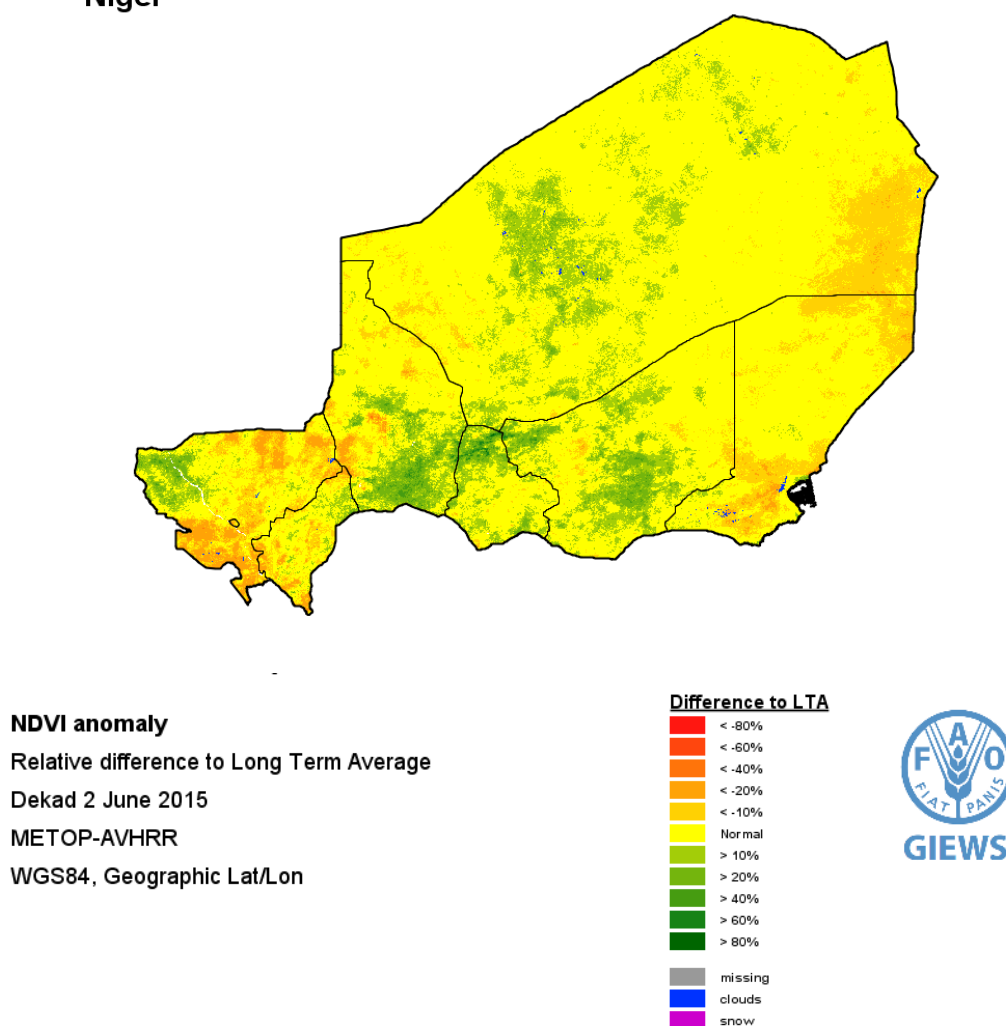


Figure 47: Anomalie du NDVI au Niger pour la deuxième décade du mois de juin 2015. Sources : GIEWS (<http://www.fao.org/giews/earthobservation/country/>)

Partant du principe que les données d'observation de la Terre peuvent être une alternative ou un complément aux systèmes de surveillance de la sécurité alimentaire actuellement existants, **le deuxième objectif de ce travail de thèse est d'étudier la possibilité de combiner des indices de végétation et des indices thermiques pour aller vers une estimation spatialisée des rendements en Afrique sahélienne**. Pour ce faire nous avons développé un modèle d'estimation des rendements basé sur le NDVI issu du produit MODIS MOD13Q1 (voir Section 2.1.1 du Chapitre II) et sur la température de surface fournie par le produit MODIS MOD11A1 (voir Section 2.1.3 du Chapitre II). Les hypothèses sur lesquelles notre démarche est fondée sont au nombre de trois et ont permis de structurer notre étude:

- La production de biomasse peut être estimée à partir d'indices de végétation comme le NDVI. *Nous avons ici dans un premier temps cherché à établir un modèle d'estimation de la biomasse à partir du NDVI MODIS.*
- Pour des régions où la disponibilité en eau est un facteur limitant, l'indice de récolte (HI) peut être réduit de façon significative en raison d'un stress hydrique. Les températures de surface peuvent être utilisées comme un indicateur de stress hydrique et par conséquent peuvent théoriquement être mises en relation avec le HI. *La seconde étape de ce travail a donc été l'établissement d'un modèle d'estimation de HI à partir des données LST MODIS.*
- La combinaison du NDVI et des températures de surface doit permettre une meilleure estimation des rendements que le NDVI seul pour les régions limitées en eau. *Un modèle d'estimation des rendements basé sur la combinaison des deux précédents modèles a constitué la troisième et dernière étape de ce travail.*



Ce travail a été valorisé par un article soumis dans une revue de Rang A en mai 2015 et accepté avec révisions en août 2015 (Annexe V):

L. Leroux, C. Baron, B. Zoungrana, S. B. Traoré, D. Lo Seen, and A. Bégué, "Crop monitoring using vegetation and thermal indices for yield estimates: Case study of a rainfed cereal in semi-arid West Africa," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, In press, 2015.

Cette approche que nous appellerons par la suite « approche télédétection » a été comparée à une deuxième méthode purement de modélisation (« approche modélisation ») visant à spatialiser un modèle de culture en utilisant comme variable d'entrée des données d'estimation des précipitations par satellite à basse résolution spatiale. A l'échelle de la région sahélienne, les précipitations étant considérées comme le principal déterminant des rendements et de leur variabilité interannuelle, la précision des rendements estimés dépend étroitement de la fiabilité des données de précipitations. Cette seconde approche s'est donc déroulée en deux temps : (i) estimation de la précision d'un produit d'estimation des précipitations par satellite (dans notre cas le produit TRMM3B42 ; voir Section 2.2.1 du Chapitre II) pour détecter les caractéristiques saisonnières et intra-saisonnières des précipitations et, (ii) analyse de la performance de ces produits utilisés comme données d'entrée dans un modèle de culture pour l'estimation des rendements.



Cette approche a été valorisée par une communication dans le cadre du colloque «Analysis of Multitemporal satellite images » en juillet 2015 (Annexe VI):

L. Leroux, C. Baron, Traoré, S.B., D. Lo Seen, and A. Bégué, "Testing satellite rainfall estimates time series for crop yield simulation of a rainfed cereal in West Africa," in 8th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images, 2015, 4p.

1. Méthodes et données

1.1. Démarche générale

La Figure 48 résume la démarche générale adoptée dans cette section et repose sur la combinaison d'observations satellite avec un modèle de croissance des cultures pour analyser d'une part le potentiel des séries temporelles MODIS NDVI et MODIS LST, et d'autre part des données d'estimation des précipitations par satellite TRMM3B42 pour l'estimation des rendements en mil dans la zone du Degré Carré du Niger (voir présentation en Section 1.2 du Chapitre II). La zone du DC a été choisie pour trois raisons : (i) la zone est relativement homogène en termes de pratiques culturales (agriculture pluviale dominée par le mil avec peu d'intrant et pas d'irrigation), ainsi qu'en termes de sol, nous permettant ainsi de nous placer dans un contexte relativement simple pour tester notre approche, (ii) la pluviométrie est considérée comme étant le principal facteur déterminant des rendements, et (iii) le site est instrumenté depuis le début des années 1990 et dispose donc d'un dense réseau de pluviomètres.

Le modèle de culture utilisé dans les deux approches est le modèle SARRA-H présenté en Section 3.3.1 du Chapitre II et qui a été validé notamment pour le mil en zone soudano-sahélienne (Traoré *et al.*, 2011). Pour l'approche télédétection, ce sont les sorties du modèle SARRA-H qui ont été utilisées pour calibrer les modèles d'estimation de la biomasse et de l'indice de récolte. En conditions idéales, toute calibration d'un modèle, qu'il soit agronomique ou basé sur la télédétection, doit se faire dans la mesure du possible avec des données mesurées sur le terrain, de bonne qualité et représentatives de la diversité des situations. Pour la zone du DC et la période nous intéressant (2000-2010), les enquêtes terrains existantes sont des enquêtes déclaratives qui comportent bon nombre d'incohérences à la fois spatiales et temporelles. Par conséquent, le choix a été fait d'utiliser les sorties du modèle SARRA-H comme alternative sachant qu'il a été validé pour la zone (les limites de ce choix seront discutées en fin de chapitre). Les données pluviométriques et météorologiques d'entrée dans le modèle SARRA-H proviennent des 28 stations du réseau AMMA-CATCH et de la station météorologique d'AGRHYMET (voir Section 2.2.2 du Chapitre II).

Pour l'approche « modélisation », les données d'estimation des précipitations par satellite TRMM3B42, disponibles quotidiennement et à une résolution de 0.25°, ont été utilisées en tant que variables d'entrée dans le modèle SARRA-H comme alternative aux données d'observation au sol.

La capacité prédictive des deux approches est ensuite vérifiée à l'échelle régionale à partir des données sur les rendements en mil fournies par l'AGRHYMET (voir Section 2.3.2 du Chapitre II).

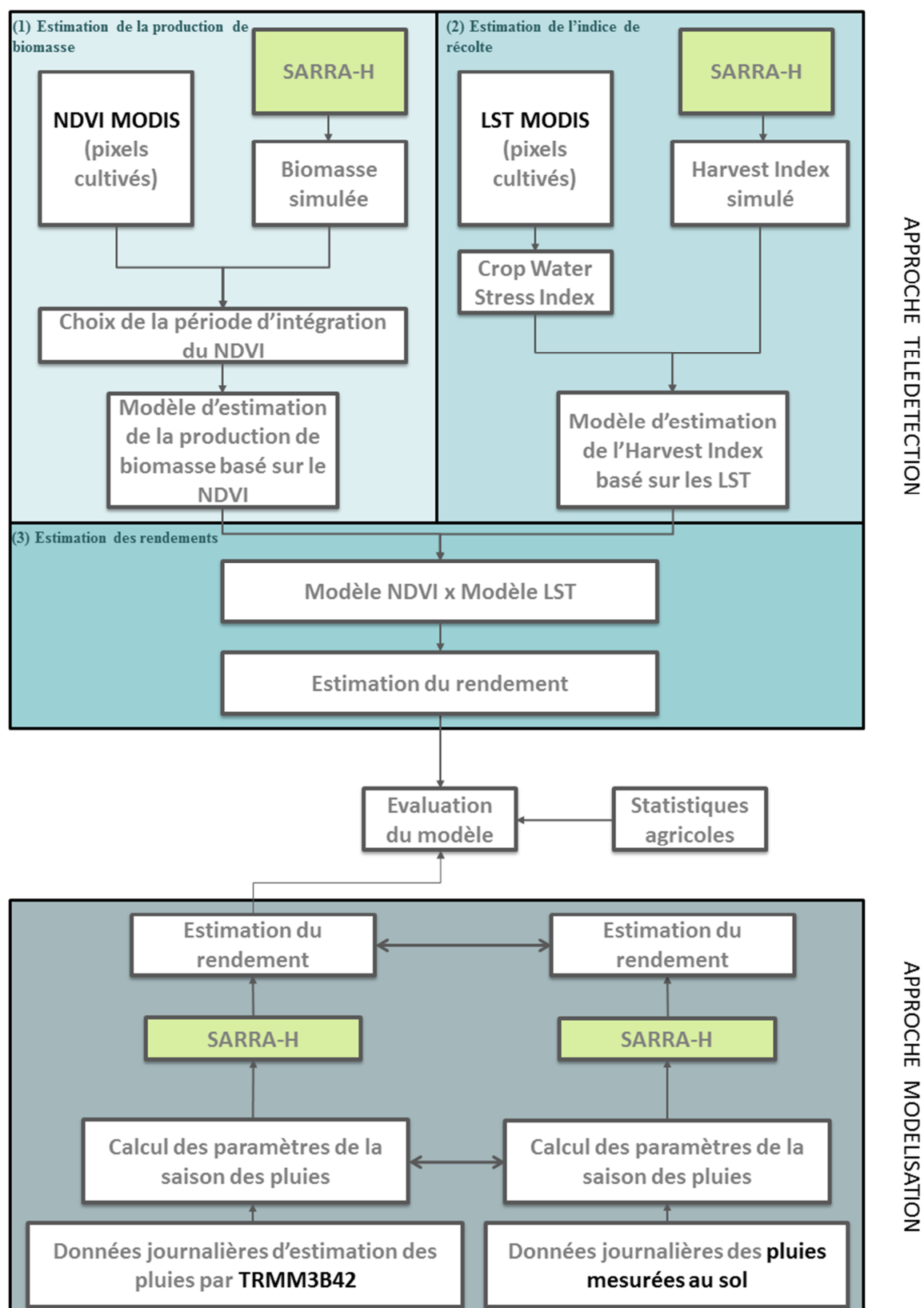


Figure 48: Schéma général de la démarche mise en place. Les scénarii de simulation implémentés dans SARRA-H sont identiques pour les deux approches.

1.2. Simulation des rendements avec le modèle SARRA-H

Les scénarii de simulation implémentés dans SARRA-H sont identiques pour les deux approches. La biomasse aérienne, l'indice de récolte ainsi que les rendements finaux du mil ont été simulés pour chacune des 28 stations pluviométriques présentes dans la zone entre 2000 et 2010 en prenant en considération le type de sol, la pluviométrie et les pratiques agricoles (variétés et dates de semis). Au total 1276 simulations ont été faites et les différents paramètres à fixer ont été déterminés à partir des études précédentes et en concertation avec les agro-météorologues d'AGHYMET (Tableau 7) :

- Le type de cultures : Deux variétés photopériodiques traditionnelles de mil sont cultivées (*Hainy Kirey* et *Somno*) et présentées en Section 1.2 du Chapitre II.
- La date de semis : Dans les régions sahéliennes, les stratégies agricoles mises en place sont fortement déterminées par les contraintes climatiques. Par conséquent les agriculteurs ont tendance à semer les variétés photopériodiques après la première pluie significative. Cette stratégie permet de réduire les pertes en azote dans le sol par lessivage ou dénitrification, mais également de limiter la compétition avec les adventices, et ce en dépit d'un risque de voir échouer le semis et donc d'avoir à faire un second semis (Kouressy *et al.*, 2008). Le modèle simule automatiquement la date de semis dès lors que les conditions sont satisfaites. Elle correspond donc au jour où le seuil d'eau disponible dans le sol est suffisant pour l'émergence de la plante. Le seuil est défini à 10 mm. Le début de la fenêtre temporelle pour la recherche des conditions favorables au semis a été fixé au 1^{er} mai.
- Les types de sol et leurs caractéristiques ont été déterminés à partir de la base de données harmonisée du IIASA présentée en Section 2.4.1 du Chapitre II. 75% des sols des villages de la zone sont sableux et les 25% restants sont des loam sablo-argileux. Comme nous n'avons pas de données attestant de la répartition des deux types de sol à l'échelle des 28 villages, nous avons attribué aux villages les pourcentages observés à l'échelle du DC. La biomasse aérienne, l'indice de récolte ainsi que les rendements ont été simulés pour ces deux types de sols, puis pondérés par village en fonction de ces proportions et en considérant deux profondeurs racinaires (600 mm et 1800 mm) par type de sols. La Figure 49 présente les sorties du modèle SARRA-H pour la simulation de la biomasse aérienne d'un mil *Somno* pour le village de Torodi en 2008.

Tableau 7: Caractéristiques des stations pluviométriques : la latitude, longitude, pluviométrie annuelle moyenne (2000-2010), dates moyennes de démarrage et fin de la saison des pluies (exprimées en jour julien). Les variétés dominantes de mil utilisées pour paramétrer SARRA-H ainsi que la proportion de surfaces cultivées extraite du produit MODIS LC pour une zone de 10 km x 10 km autour du village sont également données.

	Lat	Long	Mean annual rainfall (mm)	Mean onset (DOY)	Mean offset (DOY)	Species and varieties	Crop areas (%)
Alkama	2.96	13.82	461	189	302	Millet Hainy Kire	59
Banizoumbou	2.66	13.53	480	191	303	Millet Hainy Kire & Millet Somno	59
Beri Koira	2.48	13.65	514	180	303	Millet Hainy Kire	42
Berkiawel	2.31	13.54	500	189	299	Millet Hainy Kire	27
Bololadie	1.87	13.23	543	187	310	Millet Hainy Kire	27
Boubon Golf	1.96	13.61	522	182	302	Millet Hainy Kire	23
Darey	2.71	13.65	478	182	301	Millet Hainy Kire	40
Debere Gati	2.12	13.06	583	192	309	Millet Hainy Kire	75
Fandou Beri	2.53	13.50	506	187	301	Millet Hainy Kire	49
Gardamakora	2.26	13.84	479	188	304	Millet Hainy Kire	52
Gorou Goussa	2.04	13.84	520	192	305	Millet Hainy Kire	86
Guilahel	2.16	13.31	541	189	307	Millet Hainy Kire	35
Harikanassou	2.84	13.26	609	177	308	Millet Hainy Kire	90
IH Jachere	2.23	13.24	555	186	310	Millet Hainy Kire	66
Kaligorou	3.01	13.62	521	188	305	Millet Hainy Kire	77
Kare	2.33	13.04	605	188	312	Millet Hainy Kire	36
Kokorbe Fandou	2.62	13.85	471	187	306	Millet Hainy Kire	56
Kollo	2.25	13.37	528	185	306	Millet Hainy Kire	64
Koure Sud	3.05	13.00	629	188	308	Millet Hainy Kire	87
Koyria	1.69	13.76	546	187	307	Millet Hainy Kire	12
Massi Koubou	2.42	13.82	469	191	305	Millet Hainy Kire	27
Niamey Aeroport	2.18	13.48	511	195	303	Millet Hainy Kire	35
Niamey Orstom	2.09	13.53	534	181	299	Millet Hainy Kire	21
Sandideye	3.06	13.22	622	172	300	Millet Hainy Kire	71
Tanaberi	2.55	13.04	645	183	307	Millet Hainy Kire	91
Torodi	1.79	13.12	571	182	309	Millet Somno	66
Wankama	2.62	13.65	555	185	310	Millet Hainy Kire	21
Yillade	2.79	13.02	651	170	308	Millet Hainy Kire	82

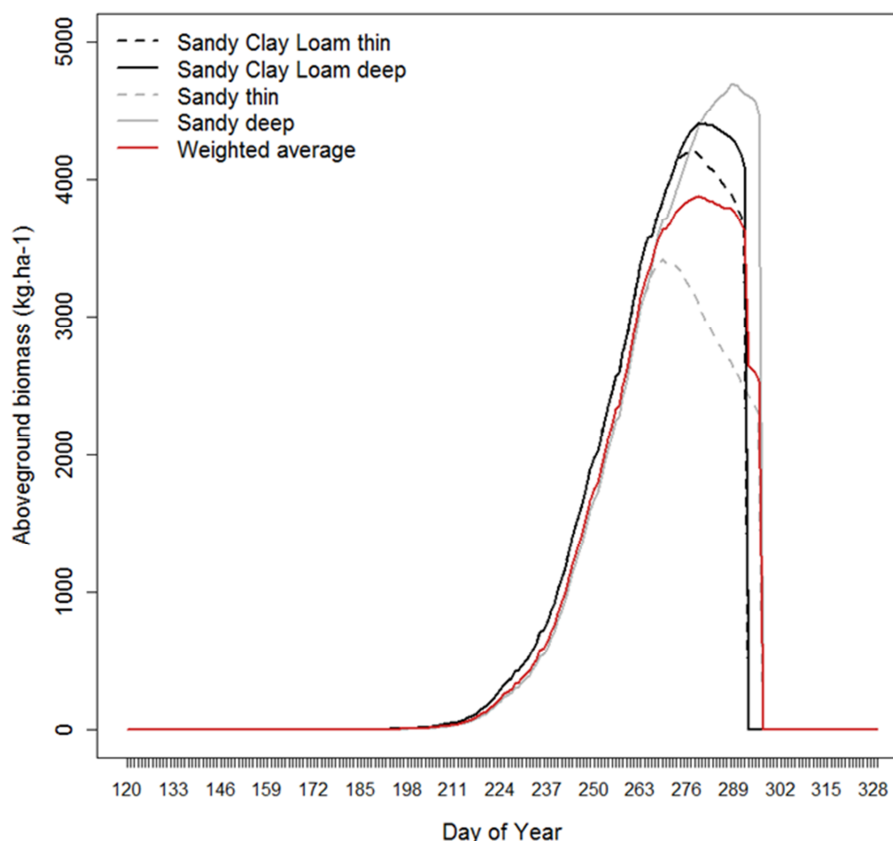


Figure 49: Exemple de la biomasse aérienne simulée à Torodi en 2008 pour du mil Somno. Les courbes noires représentent la simulation pour un sol limono-argilo-sableux et les lignes grises pour un sol sableux. Les lignes en continues présentent les résultats pour un sol profond et les lignes en pointillés pour un sol peu profond. La biomasse pondérée est quant à elle représentée par la ligne continue rouge.

1.3. Mise en place du modèle « télédétection »

Au Niger, les cultures sont principalement concentrées autour des villages dans un rayon de moins de 10 km (Maselli *et al.*, 2000). Pour chaque village et pour chaque année, les valeurs de NDVI médianes dans un carré de 10 km centrés sur les villages (~1600 pixels MODIS NDVI) ont été extraites en ne gardant que les pixels classés comme cultivés par le produit MODIS LC. Le mil représentant un peu plus de 70% de la production agricole totale de la région, nous avons considéré que le domaine cultivé issu du produit MODIS LC était globalement équivalent au domaine de production du mil.

La relation entre le NDVI et la biomasse aérienne simulée par le modèle SARRA-H a été testée pour les trois métriques traduisant la production de la végétation cultivée présentées en Section 3.1.1 du Chapitre II ; à savoir le NDVI intégré sur la saison des pluies (NDVI_RS), le NDVI intégré durant la période de croissance (NDVI_GP) et le NDVI intégré au cours de la phase productive du cycle cultural (NDVI_PP). Une régression linéaire des moindres carrés entre le NDVI et la biomasse aérienne a été établie au travers de l'expression suivante :

$$SimBiom_{t,n} = b1 + a1 * NDVI_{t,n} + \varepsilon_{1,t,n} \quad (1)$$

Où $SimBiom_{t,n}$ représente la biomasse aérienne simulée pour l'année t et le village n avec le modèle SARRA-H, $NDVI_{t,n}$ est la métrique NDVI testée pour le même village et la même année, $b1$ et $a1$ sont respectivement l'ordonnée à l'origine et le coefficient directeur à estimer et $\varepsilon_{1,t,n}$ est le résidu.

De la même manière, une régression linéaire a été appliquée pour modéliser l'indice de récolte à partir du CWSI basé sur la température de surface du produit MODIS (MODIS LST ; voir Section 3.1.2 du Chapitre II) et sur la température de l'air fournie par la station météorologique d'AGRHYMET :

$$SimHI_{t,n} = b2 + a2 * CWSI_{t,n} + \varepsilon2_{t,n} \quad (2)$$

Où $SimHI_{t,n}$ représente l'indice de récolte simulé pour l'année t et le village n avec le modèle SARRA-H, $CWSI_{t,n}$ est le CWSI pour le même village et la même année, $b2$ et $a2$ sont respectivement l'ordonnée à l'origine et le coefficient directeur à estimer et $\varepsilon2_{t,n}$ est le résidu.

L'équation du rendement est la suivante :

$$Rendement = biomasse * HI \quad (3)$$

Par conséquent, en remplaçant chacun des termes de l'équation (3) par l'équation (1) et l'équation (2), le modèle d'estimation des rendements qui en découle est le suivant (équation 4) :

$$Rendement = (b1 + a1 * NDVI_{t,n} + \varepsilon1_{t,n}) \times (b2 + a2 * CWSI_{t,n} + \varepsilon2_{t,n}) \quad (4)$$

1.4.Approche « modélisation » à partir des données d'estimation des précipitations par satellite

Dans la seconde approche abordée dans ce chapitre, nous avons cherché à tendre vers une spatialisation des simulations de croissance des plantes cultivées par le modèle de culture SARRA-H. Pour ce faire, nous avons intégré les données d'estimation des précipitations par satellite du produit TRMM3B42 dans le modèle.

Pour chacune des 28 stations pluviométriques, la série temporelle TRMM3B42 correspondante a été extraite (soit environ 2 stations par pixel TRMM), puis les 7 indicateurs de déroulement de la saison des pluies présentés en Section 3.1.3 du Chapitre II ont été calculés annuellement pour les données TRMM3B42 et pour les données d'observation au sol. Il s'agit de 4 indicateurs saisonniers (date de début, de fin de saison des pluies, la longueur de la saison des pluies ainsi que le cumul saisonnier des précipitations) et 3 indicateurs intra-saisonniers (le nombre de jours de pluie, la fréquence des jours pluvieux et l'intensité journalière moyenne). Pour chacun des indicateurs, une comparaison statistique a été faite en considérant les données d'observation au sol comme variable de référence et les données TRMM3B42 comme variable à évaluer. Dans un second temps, les données TRMM3B42 ont servi à simuler les rendements en appliquant les scénarii de simulation définis en Section 1.2 de ce chapitre.

2. Résultats

2.1. Simulation des rendements du mil par le modèle SARRA-H

Nous présentons ici dans un premier temps les résultats des simulations SARRA-H obtenus à partir des données pluviométriques et météorologiques d'observation au sol. Les rendements annuels moyens simulés à l'échelle des villages varient entre 100 kg ha⁻¹ et 1400 kg ha⁻¹ ce qui est en accord avec les rendements mesurés par le CIRAD et AGRHYMET sur la zone du DC entre 2004 et 2008 (400 kg ha⁻¹ et 1100 kg ha⁻¹ ; CIRAD, 2009). Les variabilités temporelle et spatiale des rendements sont présentées en Tableau 8 et Tableau 9 respectivement :

- Variabilité temporelle : Le Tableau 8 montre une forte variabilité interannuelle de la biomasse simulée avec des coefficients de variation (CV) compris entre 31% pour le village de Gorou Goussa et 63% pour celui de Kollo, tandis que la variabilité temporelle de l'indice de récolte (CV inférieur à 40% et indice moyen de récolte de 0.29) et des rendements (19% < CV < 46%) est plus modérée.
- Variabilité spatiale : Etant donné la taille de notre zone d'étude, nous pouvons considérer que la variabilité spatiale de la biomasse, de l'indice de récolte et des rendements simulés est relativement importante (9% < CV < 59% selon les années ; Tableau 9).

2.2. Résultats de l'approche « télédétection »

Dans cette deuxième sous-section, nous allons présenter les résultats obtenus pour l'estimation des rendements pour l'approche basée sur le NDVI MODIS et le CWSI dérivé des données LST MODIS.

2.2.1. Estimation de la biomasse basée sur le NDVI

A l'échelle des villages

Trois périodes d'intégration du NDVI ont été testées afin de définir la métrique (RS, GP, PP) la plus pertinente pour estimer la biomasse (Tableau 10). Pour nos trois métriques testées, bien que significative et positive, la corrélation linéaire entre le NDVI et la biomasse simulée est faible quand on considère l'ensemble des villages (inférieur à 0.40). De même la RMSE obtenue est de ± 1000 kg ha⁻¹ pour les trois métriques, ce qui correspond à une erreur relative de près de 43%. L'analyse menée à l'échelle des villages révèle que le NDVI MODIS ne semble pas être en mesure de pouvoir correctement retranscrire la variabilité spatiale et temporelle de la biomasse du mil à une échelle aussi fine.

A l'échelle du Degré Carré

Les biomasses simulées ont ensuite été agrégées à l'échelle du site du DC en calculant la moyenne pondérée par la proportion de surfaces cultivées au sein de chaque village (voir Tableau 7). Le NDVI agrégé est la médiane des valeurs de NDVI des pixels du masque du domaine cultivé dans l'ensemble des villages.

Les résultats obtenus à l'échelle du DC (Figure 50) montrent que le NDVI estime bien les ordres de grandeurs de la biomasse ainsi que la tendance globale et les années extrêmes. Le NDVI intégré sur la période productive est la meilleure métrique en termes d'estimation de la biomasse ($r=0.60$, $p\text{-value}<0.05$) avec une surestimation de 28% (Figure 50a,b,c). La variabilité interannuelle est également bien retranscrite par le NDVI intégré sur la période productive, notamment pour la seconde partie de la période d'étude, avec une tendance à l'augmentation des rendements entre 2000 et 2005 et une tendance à la réduction pour la période 2005-2010 (Figure 50d). La variabilité

interannuelle du NDVI ou de la biomasse simulée coïncide globalement avec les anomalies pluviométriques (Figure 26).

Tableau 8: Variabilité temporelle de la biomasse, de l'indice de récolte (HI) et des rendements simulés entre 2000 et 2010.

	Biomasse		HI		Rendements	
	Moyenne (kg ha ⁻¹)	CV (%)	Moyenne	CV (%)	Moyenne (kg ha ⁻¹)	CV (%)
Alkama	2063	46	0.29	27	813	33
Banizoumbou	2285	51	0.27	26	768	34
Beri Koiria	2290	48	0.31	33	911	19
Berkiawel	2365	52	0.30	30	920	32
Bololadie	2138	58	0.29	28	789	46
Boubon Golf	2387	44	0.31	31	972	17
Darey	2012	40	0.32	21	914	22
Debere Gati	2381	55	0.29	24	888	41
Fandou Beri	2001	43	0.31	22	903	33
Gardamakora	2066	51	0.30	33	808	36
Gorou Goussa	2653	31	0.26	27	956	18
Guilahel	2416	52	0.28	35	855	30
Harikanassou	2732	33	0.27	22	1033	9
IH Jachere	2254	49	0.30	29	902	23
Kaligorou	2349	35	0.28	27	896	25
Kare	2318	51	0.30	25	922	30
Kokorbe Fandou	1936	62	0.33	31	829	37
Kollo	2074	63	0.30	36	754	41
Koure Sud	2321	42	0.29	21	940	25
Koyria	2350	38	0.29	26	924	18
Massi Koubou	2155	49	0.30	35	857	34
Niamey Aeroport	2386	52	0.30	31	892	25
Niamey Orstom	2103	51	0.32	26	907	24
Sandideye	2573	42	0.28	26	963	25
Tanaberi	2302	38	0.29	22	949	25
Torodi	3271	43	0.24	39	934	37
Wankama	1915	49	0.32	23	844	37
Yillade	2674	40	0.27	24	994	19
Mean	2313	47	0.29	28	894	28

Le modèle d'estimation de la biomasse à partir du NDVI est le suivant :

$$Biomasse = 0.96 * NDVI_{PP} - 10152 \quad (5)$$

Où *Biomasse* est la biomasse estimée en mil à la récolte en kg ha⁻¹ et *NDVI_PP* est le NDVI intégré sur la période productive.

Tableau 9: Variabilité spatiale de la biomasse, de l'indice de récolte, des rendements simulés et de la pluie entre 2000 et 2010.

	Biomasse		HI		Rendements		Mean Rainfall (mm)
	Moyenne (kg ha ⁻¹)	CV (%)	Moyenne	CV (%)	Moyenne (kg ha ⁻¹)	CV (%)	
2000	2332	24	0.22	21	719	30	462
2001	2536	23	0.25	23	943	18	492
2002	1501	52	0.35	15	768	36	565
2003	3054	24	0.24	17	1050	14	548
2004	2386	34	0.28	16	949	22	554
2005	3967	23	0.21	17	1082	12	613
2006	1706	26	0.36	16	911	15	545
2007	1989	41	0.31	17	879	30	533
2008	2781	28	0.27	21	1029	11	561
2009	2365	41	0.31	24	990	19	529
2010	828	59	0.43	9	518	52	545
Mean	2313	34	0.29	18	894	24	541

Tableau 10: Résultats de la régression linéaire entre la biomasse simulée par SARRA-H et le NDVI intégré sur trois périodes de temps (saison des pluies, période de croissance et période productive) à l'échelle des villages entre 2000 et 2010.

	Ordonnée	Pente	r	p-value	RMSE (kg ha ⁻¹)	RRMSE (%)
NDVI_RS	336	0.07	0.32	6.08E-09	1012	43
NDVI_GP	255	0.1	0.34	1.20E-09	1006	43
NDVI_PP	-704	0.24	0.38	5.80E-12	989	42

2.2.2. Estimation de l'indice de récolte basé sur le CWSI

Le modèle d'estimation de la biomasse étant développé à l'échelle du site du DC, le modèle d'estimation de l'indice récolte a également été mis en place à cette même échelle en considérant le CWSI médian dans les surfaces cultivées, dérivé des données de température de surface du produit MODIS et intégré sur la période productive. Le HI à l'échelle du DC est quant à lui estimé en faisant le ratio des moyennes du rendement et de la biomasse pondérées par la proportion de surfaces cultivées obtenues pour chaque village (voir Tableau 7).

Les résultats présentés en Figure 51 montrent que l'indice de récolte et l'indice de stress hydrique des cultures sont linéairement, mais négativement reliés, avec un coefficient de corrélation de 0.68 ($p\text{-value} < 0.05$) et une RMSE de 0.07 (Figure 51a). Cette relation signifie que l'allocation des assimilats dans les grains, et donc le rendement final, est d'autant plus réduite que le stress des cultures est fort. La variabilité interannuelle de l'indice de récolte est également bien représentée par le CWSI, excepté pour 2005 (Figure 51b). Le modèle d'estimation de l'indice de récolte est le suivant :

$$HI = -0.26 * CWSI + 0.54 \quad (6)$$

Où HI est l'indice de récolte du mil et $CWSI$ l'indice de stress hydrique des cultures intégré sur la période productive.

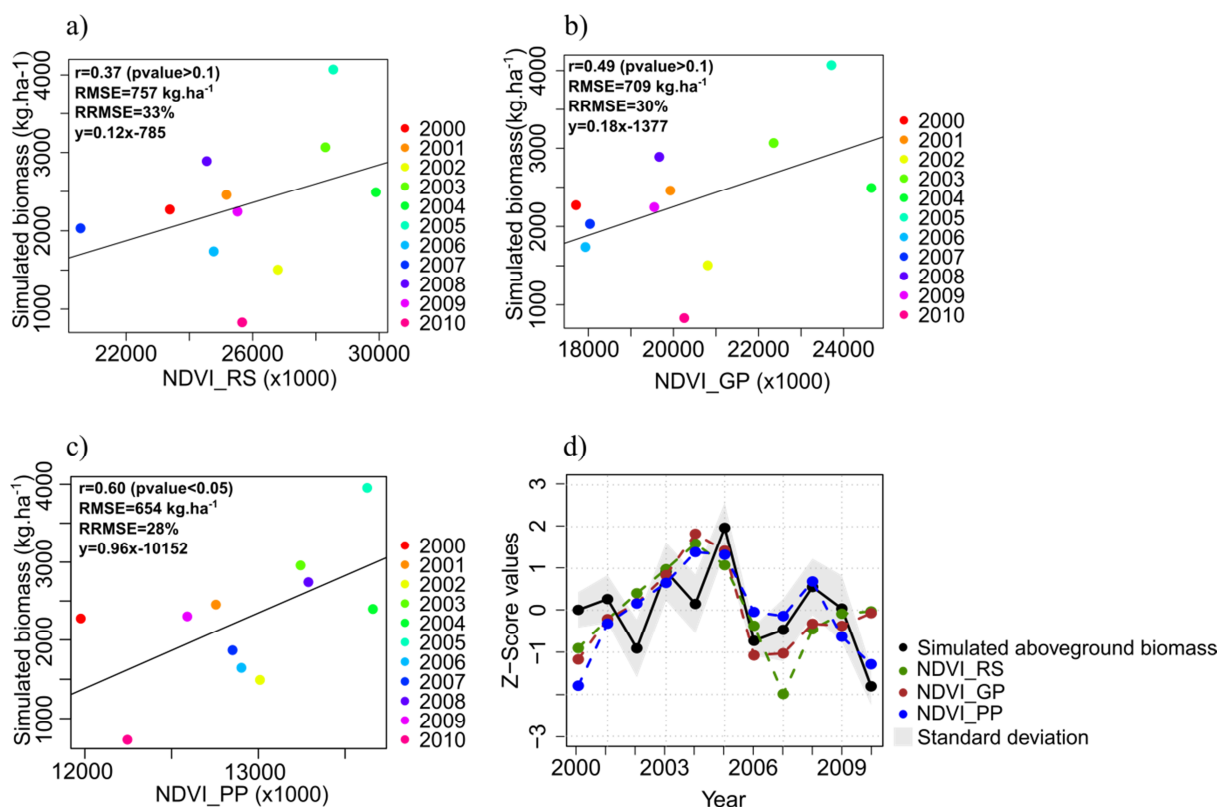


Figure 50: Biomasse simulée SARRA-H à l'échelle du site du DC vs a) le NDVI MODIS intégré sur la saison des pluies, b) le NDVI MODIS intégré sur la période de croissance, c) le NDVI MODIS intégré sur la période productive, et d) comparaison de la variabilité interannuelle de la biomasse simulée avec les observations MODIS exprimées en z-score.

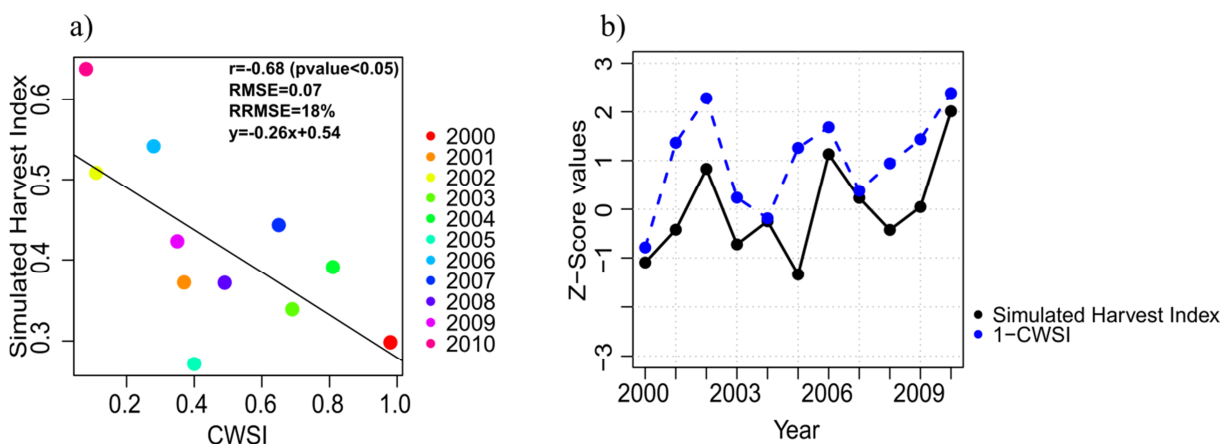


Figure 51: a) Indice de récolte simulé par SARRA-H vs CWSI; b) comparaison de la variabilité interannuelle de l'indice de récolte simulé avec SARRA-H et le CWSI (présenté sous la forme 1-CWSI pour une meilleure lisibilité) et exprimés en z-score.

2.2.3. Estimation des rendements basés sur le NDVI et le CWSI (LST)

Les estimations des rendements du mil à l'échelle du DC ont été obtenues par la combinaison de l'équation 5 (Figure 52a) et de l'équation 6 (Figure 52b) et varient entre 390 kg ha⁻¹ et 1294 kg ha⁻¹ (Figure 52c). Les rendements estimés sont globalement stables entre 2000 et 2010 avec cependant une diminution significative observée entre 2005 et 2007. La comparaison entre les rendements estimés par notre modèle basé sur la combinaison du NDVI et du CWSI et des rendements en mil estimés par SARRA-H est présentée en Figure 53. Les rendements estimés sont en accord modéré avec les rendements simulés ($r=0.50$ non significatif et une erreur moyenne de 74 kg ha⁻¹).

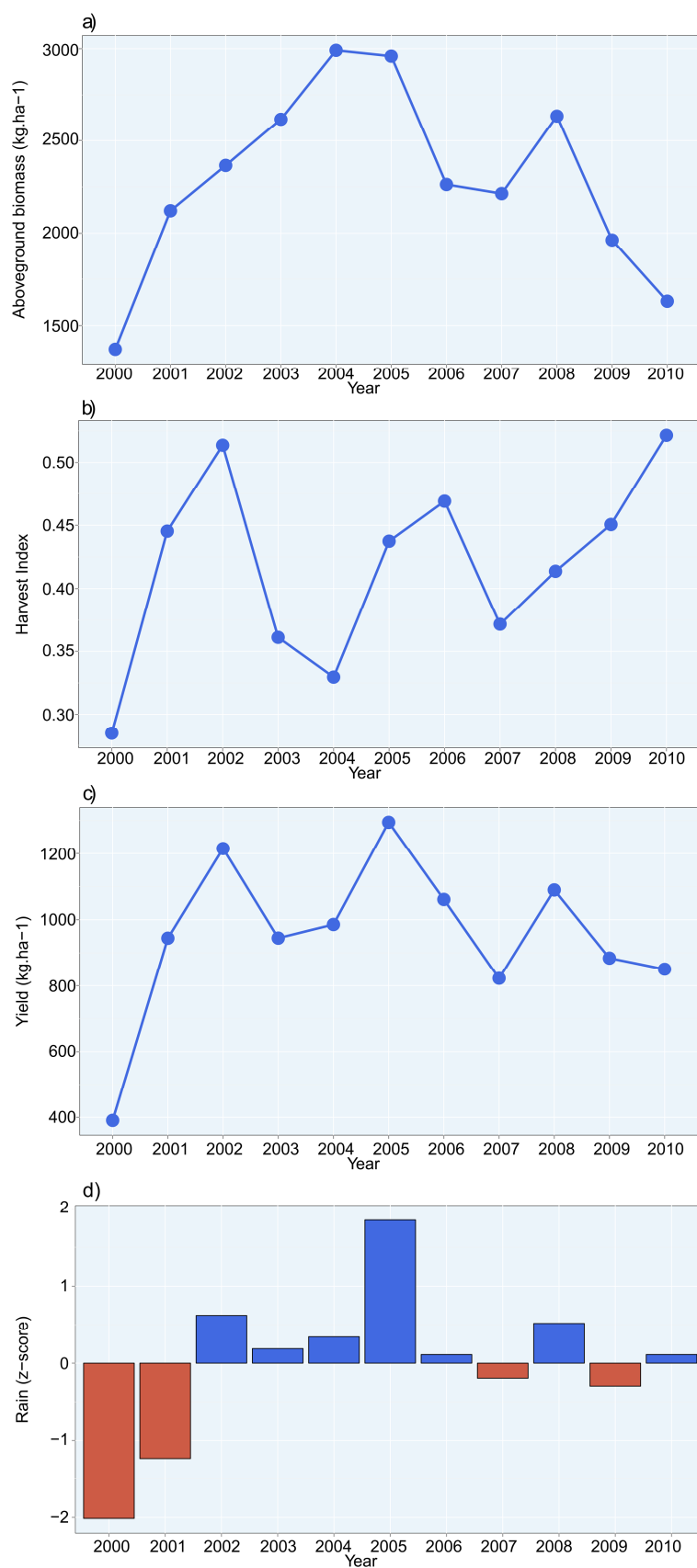


Figure 52: Evolution à l'échelle du site du DC de a) la biomasse estimée à partir du NDVI MODIS intégré au cours de la période productive (Equation 5), b) l'indice de récolte estimé à partir du CWSI dérivé des températures de surface MODIS (Equation 6), c) les rendements estimés obtenus par la combinaison de l'équation 5 et de l'équation 6 et d) sont rappelées les anomalies des précipitations annuelles.

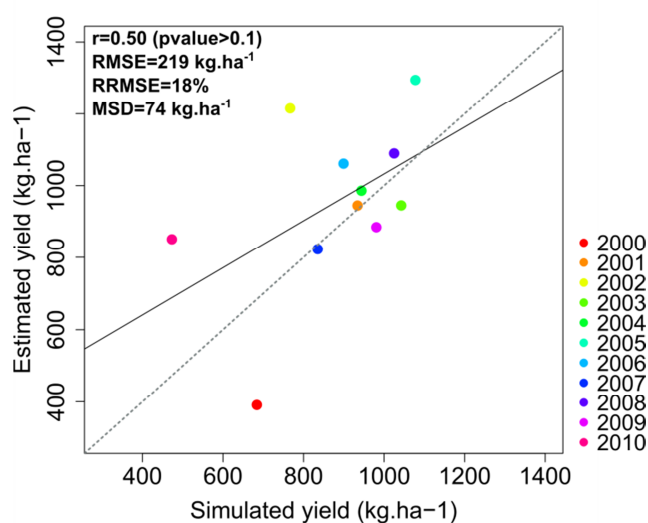


Figure 53: Comparaison des rendements estimés à partir du modèle basé sur le NDVI et le CWSI et les rendements simulés par SARRA-H.

2.3. Résultats de l'approche « modélisation »

Dans cette troisième sous-section, sont présentés les résultats obtenus pour l'estimation des rendements pour l'approche basée sur les données d'estimation des précipitations par satellite TRMM3B42.

2.3.1. Comparaison des caractéristiques saisonnières et intra-saisonnières

L'analyse du Tableau 11 montre globalement une bonne retranscription des paramètres saisonniers de la saison des pluies par le produit TRMM3B42 (voir Section 3.1.3 du Chapitre II pour la définition des paramètres), notamment pour la date de cessation des pluies pour laquelle on observe une erreur moyenne de -2 jours (%MBE = -0.6%). La date de démarrage de la saison des pluies a tendance à être détectée plus tard par les données TRMM que celle observée avec les données d'observation au sol (RMSE+29 jours, ME=4.5 jours et %MBE= 4%). Par conséquent, il en découle une sous-estimation de la longueur totale de la saison des pluies de près de 3.4% par les données TRMM. Le produit TRMM3B42 semble également bien estimer les cumuls pluviométriques saisonniers (RA) avec une légère surestimation de l'ordre de 2.4%.

Concernant l'analyse des paramètres intra-saisonniers de la saison des pluies, le produit TRMM3B42 sous-estime très nettement le nombre de jours de pluie (%MBE=-26% ainsi que la fréquence des événements pluvieux (%MBE=-18.6%) et au contraire surestime l'intensité moyenne journalière de 43% (~ 5 mm/jours). La distribution des pluies au cours de la saison semble donc être très mal retranscrite par le produit TRMM3B42.

Tableau 11: Comparaison statistique des paramètres saisonniers et intra-saisonniers de la saison des pluies, TRMM3B42 vs observations au sol.

Metric	RMSE	ME	%MBE	CV TRMM	CV RG
Onset	29 days	4.5 days	+4	14%	11%
Offset	11 days	-2 days	-0.6	0.04%	0.03%
Length	31 days	-6.6 days	-3.4	23%	15%
RA	121 mm/y	1.22 mm/y	+2.4	20%	18%
NRD	18 days	-14.6 days	-26	26%	11%
FRQ	0.14	-0.08	-18.6	32%	17%
MDI	5 mm/d	3.74 mm/d	+43	20%	17%

2.3.2. Quels impacts sur l'estimation des rendements ?

Bien que fondamental, les rendements finaux ne sont pas déterminés uniquement par la date de démarrage de la saison ou la quantité de pluie tombée au cours du cycle. En effet, pour une même quantité de pluie tombée, des rendements différents peuvent être observés en raison d'une mauvaise répartition des événements pluvieux, notamment un arrêt précoce des précipitations ou des épisodes de sécheresse au cours des phases sensibles de développement de la plante comme la floraison ou le remplissage des grains. On peut alors à juste titre se demander quels impacts la mauvaise retranscription des paramètres intra-saisonniers par le produit TRMM3B42 peut avoir sur l'estimation des rendements. La comparaison des rendements en mil simulés avec les données TRMM3B42 d'une part et avec les données observées au sol d'autre part est présentée en Figure 54. La distribution des rendements simulés avec les données TRMM3B42 suit bien celle observée avec les données au sol, avec des rendements médians très proches (Yield-TRMM=989 kg ha⁻¹ et Yield-RG=980 kg ha⁻¹; Figure 54a). La corrélation entre les deux jeux de données est modérée ($R^2=0.26$), mais significative (Figure 54b), avec une RMSE de 231 kg ha⁻¹, correspondant à une surestimation de 21% et une erreur moyenne de 32 kg ha⁻¹. Comparativement aux incertitudes des données TRMM3B42 quant à la répartition intra-saisonnière des pluies, l'estimation des rendements à l'échelle des villages est tout de même globalement bien retranscrite.

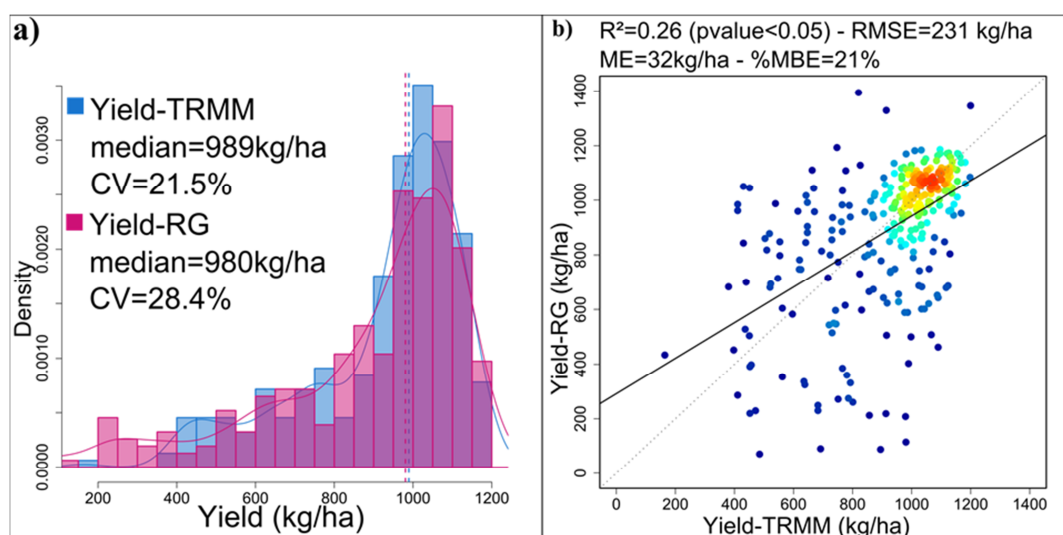


Figure 54: Comparaison des rendements simulés en mil avec les données TRMM3B42 (Yield-TRMM) et avec les données d'observation au sol (Yield-RG), toutes stations et toutes années confondues : a) histogramme de distribution des rendements et b) nuage de points. La couleur des points traduit une densité de points (faible pour les tons bleu et élevée pour les tons rouge).

Tout comme pour l'approche précédente, nous avons agrégé les résultats à l'échelle du site du DC, ce qui permet de considérablement améliorer les résultats comme le montre la Figure 55 ($R^2=0.78$, RMSE= 79 kg ha⁻¹ et %MBE=3.17%).

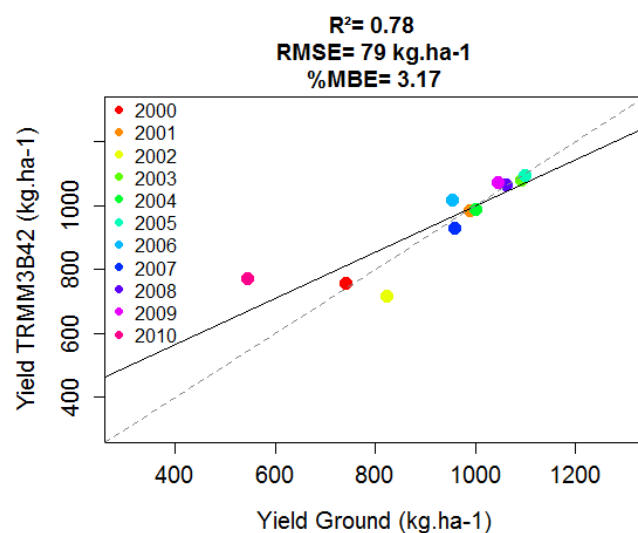


Figure 55: Comparaison des rendements en mil simulés avec TRMM3B42 et les données d'observation au sol agrégées à l'échelle du site du DC.

Les analyses spatiale (Figure 56a) et temporelle (Figure 56b) des erreurs montrent que les performances des données TRMM3B42 pour simuler les rendements sont globalement constantes et en assez bon accord avec les données observées au cours du temps (%MBE généralement en dessous de 20% ; $ME = \pm 50 \text{ kg ha}^{-1}$) sauf pour l'année 2010 (Figure 56a). En revanche, on observe une plus grande variabilité entre les stations avec seulement 12 stations sur les 28 de notre zone d'étude avec un %MBE inférieur à $\pm 10\%$ (Figure 56b).

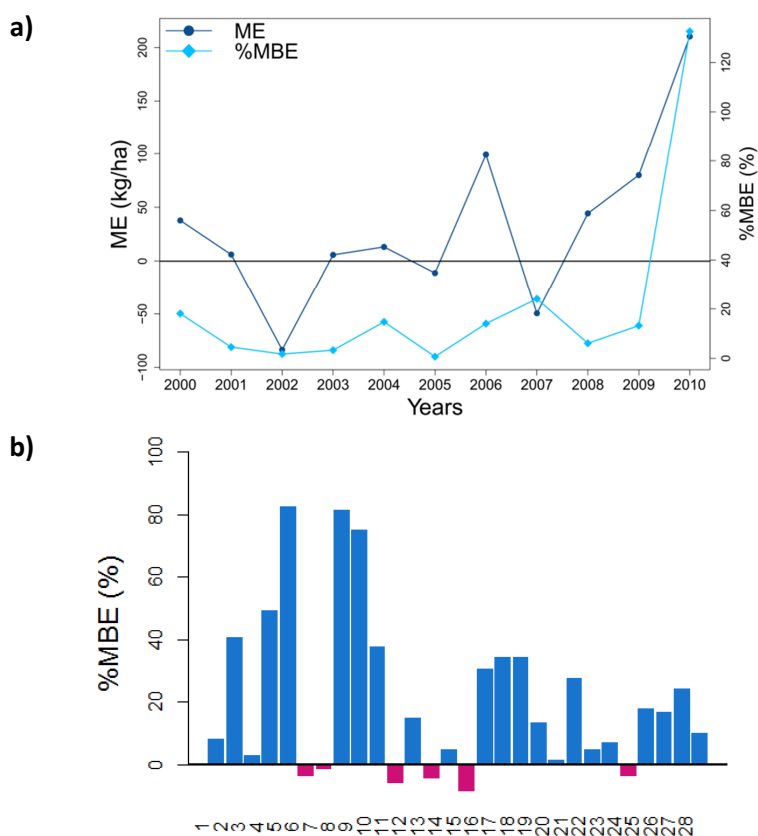


Figure 56: a) Variabilité interannuelle du ME et du %MBE calculés sur les 28 stations et b) %MBE calculé pour chaque station entre 2000 et 2010. Les valeurs négatives sont indiquées en magenta et les valeurs positives en bleu.

2.4. Vérification et comparaison des approches

Pour vérifier la pertinence de nos deux approches (approche « télédétection » et approche « modélisation »), nos résultats ont été confrontés aux statistiques agricoles des rendements en mil pour le département de Kollo et fournies par le centre régional AGRHYMET. Pour ce faire nous avons comparé quatre modèles (Figure 57 et Figure 58) : Le modèle SARRA-H avec des observations au sol, le modèle SARRA-H avec des observations satellites, le modèle télédétection avec le NDVI seul et le modèle télédétection avec le NDVI et le CWSI.

Nous observons que les rendements sont tous surestimés car (1) le modèle SARRA-H, comme de nombreux modèles de culture, est basé sur le bilan hydrique et par conséquent simule les rendements atteignables uniquement limités par l'eau et qui peuvent donc différer des rendements observés pour lesquels d'autres facteurs limitants et/ou de réduction peuvent rentrer en ligne de compte (Challinor *et al.*, 2004). Les rendements simulés avec des données de terrain (modèle SARRA-H + observation au sol ; Figure 57a) ou avec des données de pluie estimées par satellite (modèle SARRA-H + TRMM3B42 ; Figure 57b) donnent donc des rendements surestimés par rapport aux statistiques agricoles. (2) Les deux modèles « télédétection » (modèle NDVI seul, Figure 57c et modèle NDVI x LST, Figure 57d) sont calibrés à partir des sorties du modèle SARRA-H.

Ces surestimations sont de l'ordre de 60%-70% selon les modèles, avec des coefficients de corrélations compris entre 0.48 pour le modèle SARRA-H + Observation au sol et 0.82 pour le modèle NDVI x LST, ce qui nous amène à étudier la capacité des quatre modèles à retranscrire la variabilité interannuelle des rendements observés par les statistiques agricoles. Les rendements étant surestimés par rapport aux statistiques agricoles, ces derniers ont été normalisés puis convertis en z-scores en soustrayant pour chaque année la valeur annuelle moyenne entre 2000 et 2010 et en divisant par l'écart-type. Pour chaque année, les écarts absolus entre les valeurs de z-scores des statistiques agricoles et celles des quatre modèles ont été calculés et sont présentés en Figure 58a. La somme des écarts absolus a également été calculée afin de donner une indication globale de la performance de chaque modèle. La variabilité interannuelle des rendements simulés par SARRA-H ou estimés par la télédétection suit globalement bien celle des statistiques agricoles, notamment pour la seconde partie de notre période d'analyse (entre 2005 et 2010) pour les 4 modèles étudiés. Le modèle basé sur la combinaison du NDVI et du CWSI dérivés des données LST est le plus proche du profil temporel des statistiques agricoles (somme des écarts absolus de 5.61 contre une somme supérieur à 7 pour les trois autres modèles), notamment pour les années extrêmes comme 2000 (Figure 58b). Par ailleurs, la tendance générale est également bien retranscrite avec une période relativement stable entre 2000 et 2005 puis une tendance à la diminution des rendements entre 2005 et 2010 (Figure 58b).

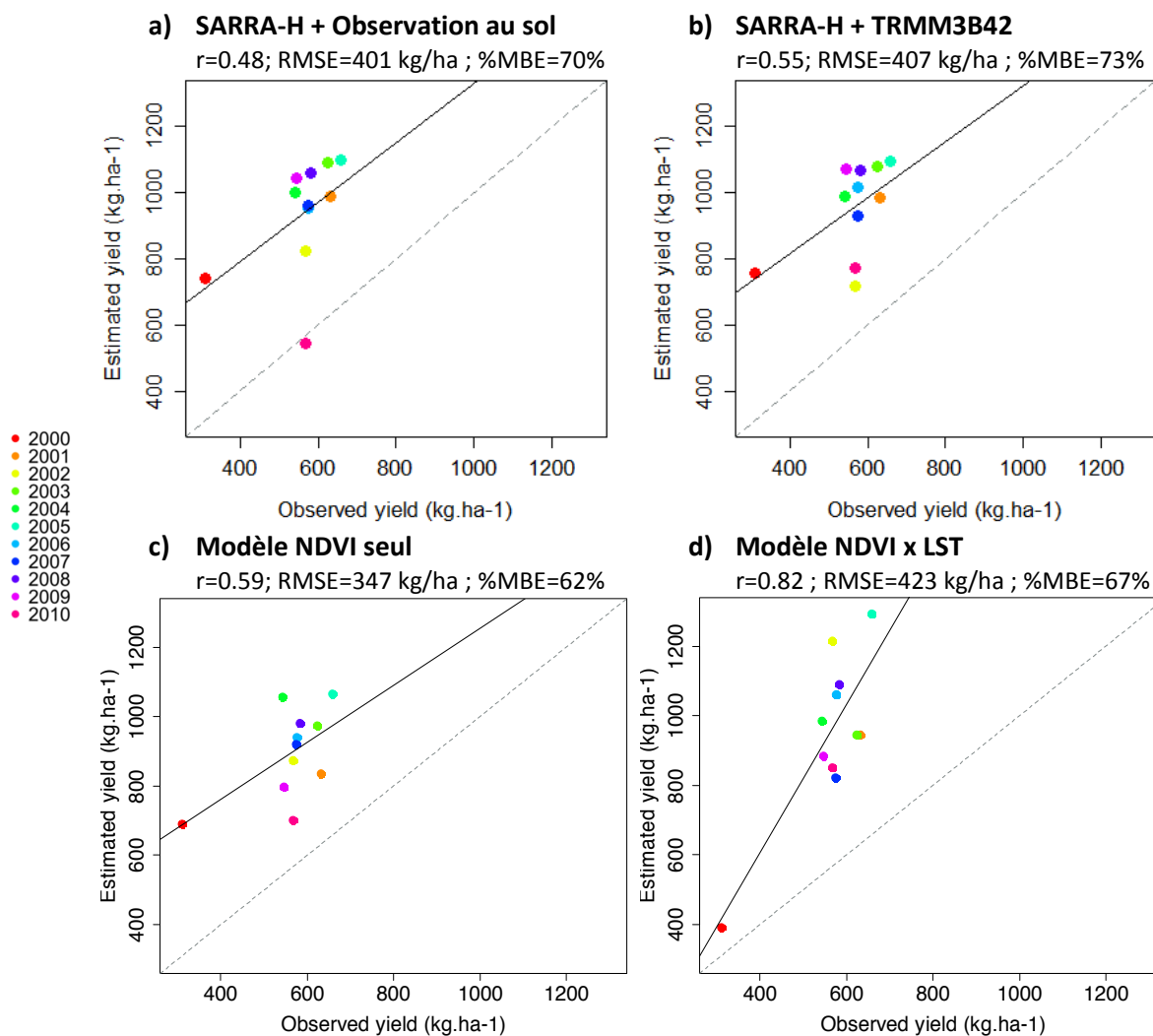
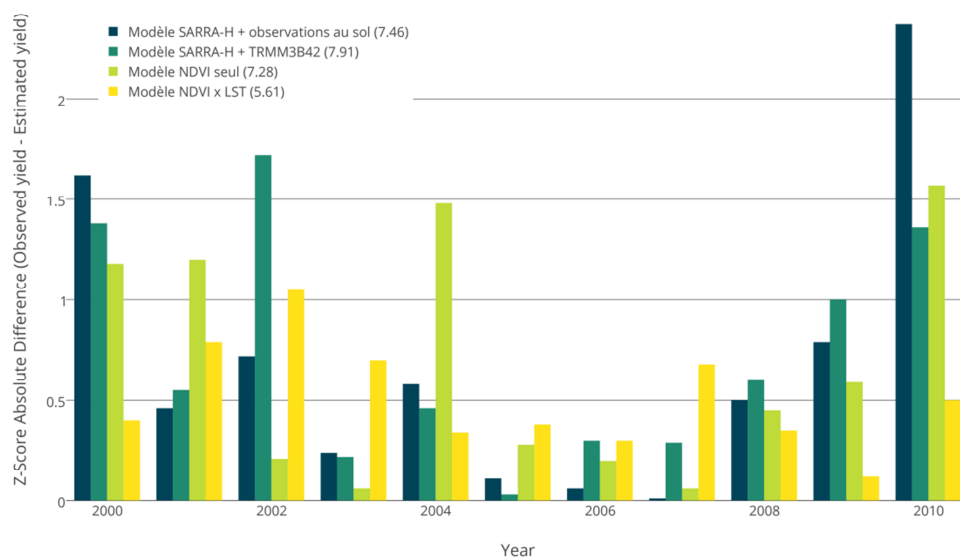


Figure 57: Comparaison des statistiques agricoles pour les rendements du mil vs a) les rendements simulés par SARRA-H + observations au sol, b) les rendements SARRA-H + TRMM3B42, c) les rendements estimés par un modèle basé uniquement sur le NDVI et d) les rendements estimés par le modèle combinant NDVI et CWSI dérivé des LST.

a)



b)

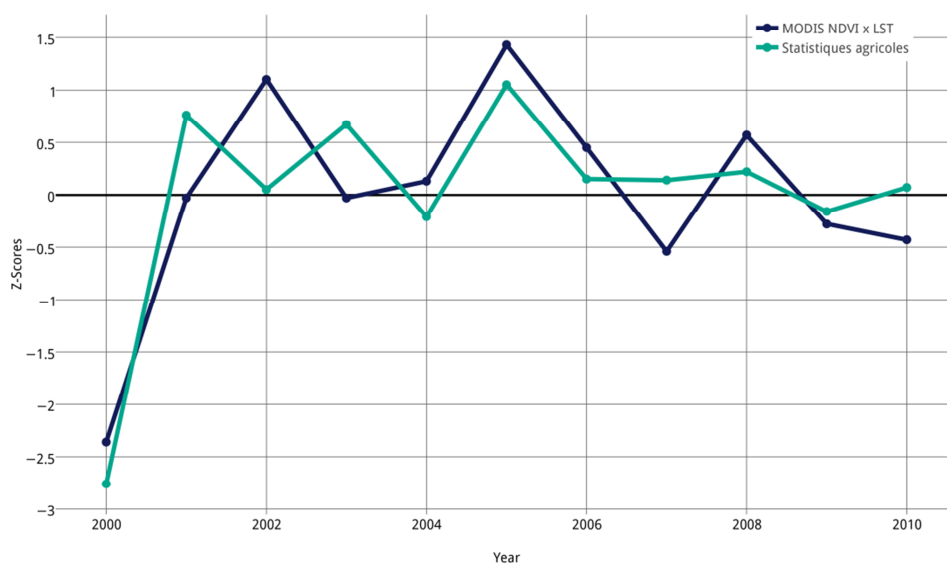


Figure 58: a) Comparaison de la variabilité interannuelle des rendements pour les 4 modèles présentés en Figure 57 avec les statistiques agricoles. L'axe des ordonnées représente les écarts absolus entre les anomalies des rendements estimés et les anomalies des rendements observés par les statistiques agricoles. Entre parenthèse nous spécifions la somme des écarts absolus pour chaque modèle. b) Anomalies standardisées pour les statistiques agricoles et pour le modèle « télédétection ».

3. Discussion

Dans le contexte de la sécurité alimentaire, pouvoir estimer les rendements en temps opportun et à une échelle régionale est un enjeu majeur que l'on peut aujourd'hui difficilement atteindre avec les méthodes traditionnelles d'estimation de rendements comme

les enquêtes de terrain ou la modélisation agro-météorologique dont la principale contrainte réside dans l'obtention de données d'observation au sol de qualité. Le second objectif de ce travail de thèse a été de développer un modèle d'estimation des rendements basé uniquement sur des données de télédétection à basse résolution spatiale. Les hypothèses fortes et originales de notre approche sont que le NDVI est avant tout un indicateur de la production de biomasse et que l'indice de récolte peut être relié au stress des cultures (au travers du CWSI) à des périodes clés. Par conséquent, la combinaison des deux indices doit améliorer l'estimation des rendements, notamment en termes de variabilité interannuelle, par rapport à l'utilisation du NDVI seul comme ce qui est fait traditionnellement. Cette approche « télédétection » a été comparée à une seconde approche qui a consisté à utiliser des données d'estimation des précipitations par satellite pour spatialiser les simulations d'un modèle de culture.

3.1. Sur l'approche « télédétection »

3.1.1. Estimation de la biomasse par le NDVI

Nous avons montré que la possibilité d'estimer la biomasse à partir du NDVI était fonction de l'échelle de travail. Dans un premier temps, nous avons considéré **l'échelle la plus fine, celle des villages** (les stations pluviométriques) du site du DC, et nos résultats ont montré que les séries temporelles de NDVI ne permettaient pas de retrouver la variabilité spatiale et temporelle de la biomasse simulée par SARRA-H. Comme mentionné par [Sultan et al. \(2005\)](#), en zone semi-aride, la biomasse et les rendements finaux sont étroitement reliés à la distribution spatiale et temporelle des précipitations, ce qui peut conduire à une très forte variabilité de la production de biomasse entre des villages pourtant proches. C'est pourquoi nous pensons ici que la variabilité spatiale du NDVI n'est pas uniquement déterminée par la variabilité des précipitations et que d'autres facteurs déterminants de la production de végétation telle que traduite par le NDVI sont à prendre en considération comme nous allons le montrer au cours du chapitre suivant (Chapitre V). Ceci expliquerait aussi la faible corrélation entre le NDVI et la biomasse simulée à l'échelle des villages qui, elle, est limitée uniquement par la pluie dans le modèle de culture. Cette faible corrélation peut aussi s'expliquer par la difficulté à trouver des pixels de cultures purs, les phénomènes atmosphériques et directionnels ou des artéfacts dans les valeurs du NDVI induits par l'influence du sol sous-jacent étant donné les faibles taux de recouvrement foliaires caractéristiques de ces zones semi-arides ([Huete and Tucker, 1991](#)). Par exemple, [Rasmussen \(1997\)](#) dans une étude pionnière menée à l'Ouest du Sénégal dans le bassin arachidier a montré que la prise en compte du sol dans son modèle permettait d'améliorer la précision des estimations faites à partir du NDVI. Dans un second temps, en considérant **l'échelle du site du DC**, nous avons montré une bonne corrélation entre le NDVI intégré sur la période productive et la biomasse simulée ($r=0.60$). Nous expliquons cette amélioration d'une part par la réduction du bruit dans nos séries temporelles de NDVI du fait de l'agrégation à une échelle plus grossière (phénomène de compensation des erreurs) et d'autre part par une meilleure représentativité des conditions de croissance des cultures à l'échelle du site du DC où, à la différence de l'échelle locale, le facteur limitant principal reste la pluie.

Le potentiel des données NDVI MODIS pour estimer la biomasse dépend aussi, nous l'avons vu, de la période d'intégration du NDVI choisie. Sur ce point précis, nos résultats diffèrent des travaux précédents de [Diouf and Lambin \(2001\)](#) et [Tucker \(1985\)](#) qui ont trouvé que le NDVI intégré sur l'ensemble de la période de croissance était l'indicateur présentant la meilleure corrélation avec la biomasse pour des études menées au Sénégal. Cependant, ces auteurs n'ont pris en considération que la végétation naturelle herbacée, pour laquelle la biomasse aérienne finale n'est pas très différente de la biomasse végétative, justifiant par conséquent cette intégration sur la période de croissance de la végétation. Dans notre cas, nous nous sommes concentrés sur la biomasse aérienne finale du mil qui dépend à la fois de la biomasse végétative et de la biomasse grain. Nous avons donc intégré le NDVI sur la période *productive* de la plante ce qui correspond à la phase reproductive

(initiation paniculaire à fin de floraison) ainsi qu'aux différentes phases de maturation et ce afin de pouvoir prendre en compte les grains. Nos résultats corroborent ceux de différentes études mettant directement en relation le NDVI avec les rendements (Maselli *et al.*, 2000; Rasmussen, 1992; Tucker *et al.*, 1980). Nous avons montré que le NDVI intégré sur l'ensemble de la saison des pluies et le NDVI intégré sur la période de croissance des cultures (tous les deux déterminés par le début de la saison des pluies) sont moyennement corrélés avec la biomasse aérienne finale. Nous expliquons cela par un intervalle de près d'un mois entre le démarrage de la végétation (traduit par le NDVI) et la date de démarrage simulée par SARRA-H, ce qui a déjà été mis en évidence par Vintrou *et al.* (2014). Au début de la saison de croissance et considérant un pixel MODIS d'une résolution de 250 m x 250 m, la proportion de mil contenue dans ce même pixel est bien inférieure à celle de la végétation naturelle alentour. Cette dernière va avoir tendance à réagir immédiatement aux premières pluies tandis que les cultures peuvent être semées plus tard quand une quantité d'eau suffisante pour la germination est disponible dans le sol et qu'elles ont également des taux de croissance plus lents que la végétation naturelle.

Enfin, concernant l'analyse de la variabilité interannuelle, on observe une diminution de la biomasse aérienne simulée et estimée entre 2005 et 2010, notamment avec une chute marquée entre 2005 et 2006. Si l'on compare ces profils temporels avec celui des anomalies de précipitations présentées en Figure 52d, on peut conclure que la biomasse simulée par SARRA-H et la biomasse estimée par le NDVI suivent les tendances des précipitations.

3.1.2. Estimation de l'indice de récolte par le CWSI

Dans la plupart des modèles de cultures, les stress hydriques durant les phases reproductive et de maturation sont considérés comme un facteur limitant des rendements. Pour prendre en considération les effets du stress hydrique sur les rendements, le CWSI a été intégré à notre modèle d'estimation des rendements. Nous avons mis en évidence une relation linéaire entre le CWSI et l'indice de récolte, qui montre que l'indice de récolte diminue avec la disponibilité en eau de la plante.

La principale limite à l'utilisation d'indice thermique basé sur la température de la canopée comme le CWSI en zone semi-aride est la faible couverture du sol par la végétation et donc une influence du sol sous-jacent. En effet, les sols nus ont souvent une température supérieure à celle de la végétation, par conséquent les données LST MODIS avec une résolution spatiale de 1 km incluent d'évidence la température des sols, ce qui peut conduire à la détection de « faux » stress hydriques (Hatfield and Moran, 2014). Une alternative envisagée au CWSI est l'utilisation du Water Deficit Index proposé par Moran *et al.* (1994) qui considère à la fois la différence entre la température de l'air et la température de la canopée, mais également la proportion du couvert dérivée d'indice de végétation. Une autre solution envisageable serait de travailler sur des méthodes de désagrégation spatiale du signal LST MODIS afin d'aller vers une meilleure prise en compte de la température de la végétation de celle des sols nus (voir l'article de review de Zhan *et al.*, 2013).

3.1.3. Estimation des rendements en mil

Les deux approches précédentes, pour l'estimation de la biomasse aérienne et l'estimation de l'indice de récolte, ont été combinées pour obtenir un modèle relativement simple et robuste permettant une estimation des rendements et de leur variabilité interannuelle en temps opportun à l'échelle d'un département. Si, en valeur absolue, les rendements sont surestimés comparés aux statistiques agricoles du département de Kollo, l'analyse des valeurs standardisées a montré un bon accord en termes de reproduction de la variabilité interannuelle, conduisant à une très bonne corrélation avec les statistiques agricoles. Dans une méta-analyse faite en 2014, Huang and Han ont montré que pour 4 études conduites au Burkina Faso, Niger et Sénégal et utilisant des données NOAA-AVHRR, le coefficient de corrélation entre le NDVI seul et les rendements variaient entre 0.75

et 0.94 , donc comparable avec celui trouvé dans notre étude ($r=0.82$). Cependant, des précautions doivent être prises lors de la comparaison directe des résultats pour deux raisons :

- Si l'échelle de travail considérée par ces études est la même que celle notre travail (échelle départementale), la période d'étude est beaucoup plus courte (par exemple 2 ans pour Rasmussen, 1992).
- Si la période d'étude est comparable à celle de notre étude, les résultats sont agrégés à une échelle spatiale plus large que la nôtre (plusieurs départements ou à l'échelle d'un pays ; Groten, 1993; Rasmussen, 1997).

Pour montrer la plus-value apportée par l'utilisation d'un indice de stress hydrique dans le modèle d'estimation des rendements, une comparaison a été faite avec un modèle basé uniquement sur le NDVI. La reproduction de la variabilité des rendements est très nettement améliorée par l'introduction du CWSI avec un coefficient de corrélation passant de 0.59 à 0.82 et la somme des écarts absolus des z-scores de 7.28 à 5.61. En effet, compte tenu de la variabilité spatiale et temporelle des pratiques agricoles, de la disponibilité en eau, des rendements différents peuvent être obtenus pour une même quantité de biomasse végétative produite. Nous pensons donc qu'un épisode de sécheresse au cours de la phase reproductive conduira potentiellement à une réduction des rendements, sans pour autant avoir un effet sur la biomasse végétative et donc sur le NDVI. Les modèles basés uniquement sur un indice de végétation ne sont donc pas efficaces dans ce cas de figure, ce qui, dans un contexte marqué par de forts aléas climatiques, est fréquent. Par conséquent, la relation directe NDVI/rendements permet principalement d'estimer les rendements potentiels en conditions non-limitantes en eau (c'est-à-dire quand le rendement est proportionnel à la biomasse aérienne). Ces rendements potentiels peuvent et sont d'ailleurs bien souvent réduits par des stress hydriques au cours de la période productive. C'est pourquoi, nous préconisons de n'utiliser la relation directe NDVI/rendements que pour les zones où l'eau n'est pas un facteur limitant ou pour des années spécifiques où les conditions sont optimales.

3.2. Sur l'approche « modélisation »

Compte tenu de la faible densité du réseau de stations de mesure au sol en Afrique de l'Ouest, la seconde approche que nous avons mise en place pour tendre vers une spatialisation des rendements consistait à utiliser des données d'estimation des précipitations par satellite comme variable d'entrée dans le modèle SARRA-H. Dans un premier temps nous nous sommes attachés à regarder la fiabilité du produit TRMM3B42 dans la description du déroulement de la saison des pluies, à la fois les caractéristiques saisonnières, mais également la distribution des événements pluvieux au cours de la saison. Nous avons vu que le produit TRMM3B42 retranscrit relativement bien la saisonnalité des pluies, mais est peu performant pour ce qui est des caractéristiques intra-saisonnières. Ce constat est en accord avec d'autres études menées à travers le monde (Dinku *et al.*, 2010; Stisen and Sandholt, 2010; Su *et al.*, 2008; Zhao and Yatagai, 2014) et s'explique par le mode d'élaboration du produit TRMM3B42. En effet, les données TRMM3B42 journalières sont corrigées à partir de données d'observation au sol mensuelles où, dans la procédure, seules les quantités de pluies journalières sont modifiées, et non l'occurrence des pluies (Gosset *et al.*, 2013).

Nous avons dans un second temps regardé quel impact les imprécisions du produit TRMM3B42 pour l'estimation des paramètres intra-saisonniers de la saison des pluies pouvaient avoir sur l'estimation des rendements par le modèle SARRA-H. Nous avons constaté que globalement la distribution des rendements à l'échelle locale était en accord avec celle obtenue à partir des simulations faites avec des données pluie observées. Cependant, une analyse plus fine des écarts entre les jeux de données a fait ressortir de fortes disparités entre les différentes stations. Nous pensons que les erreurs du produit TRMM3B42 pour retranscrire les caractéristiques intra-saisonnières des précipitations peuvent expliquer les différences de performance entre les stations. Par exemple, Beyer *et al.* (2014)

ont examiné la relation entre les caractéristiques de la pluie et les rendements en maïs en Afrique centrale et ont montré qu'il était nécessaire de prendre en considération l'ensemble des descripteurs de la saison des pluies et pas uniquement la quantité de pluie tombée au cours de la saison pluvieuse. Plus récemment, sur une étude menée au Mont Kenya, [Philippon et al. \(2015\)](#) ont également mis en évidence le rôle sous-jacent de paramètres intra-saisonniers comme le nombre de jours de pluie ou l'occurrence des épisodes de sécheresse dans l'estimation des rendements du sorgho par le modèle SARRA-H.

Un autre élément qui doit également être pris en considération, mais que nous n'avons pas analysé ici, est la capacité du produit TRMM3B42 à bien détecter les périodes de sécheresse. Ce dernier élément peut aussi avoir un impact sur les rendements simulés, notamment quand il se produit au cours des phases phénologiques sensibles comme l'émergence, la floraison ou le remplissage des grains ([Sivakumar, 1992](#)).

3.3. Limites des approches

3.3.1. Approche « télédétection »

La principale limite de notre modèle « télédétection » est qu'il dépend étroitement des conditions environnementales d'étude, ce qui restreint son application à des régions présentant des conditions agroclimatiques comparables. Notre modèle serait par exemple difficilement applicable sans ajustement pour des régions plus au Nord du DC comme les départements de Ouallam ou de Fillingué qui sont des régions où les activités agropastorales dominent. Par conséquent, la probabilité d'observer un mélange de végétation (pâturages et cultures) au sein de notre pixel MODIS est d'autant plus grande. De plus, pour ces zones mixtes, les densités de semis sont aussi plus faibles que celles observées dans la zone du DC, avec par conséquent des variations plus importantes du NDVI et des LST à cause des effets du sol sous-jacent déjà mentionnés précédemment. Tout ceci peut donc significativement altérer les relations NDVI/biomasse ou CWSI/indice de récolte telle qu'établie à l'échelle du DC.

La seconde limite de cette approche porte sur la qualité du signal utilisé pour calculer les indicateurs de télédétection. Les séries temporelles d'indices de végétation peuvent être très bruitées en raison des conditions atmosphériques lors de la prise de vue et ceci notamment au cours de la saison des pluies, qui est aussi la saison de développement des cultures. Pour tirer le plus grand bénéfice des informations fournies par la télédétection, nous avons appliqué une méthode de correction des données afin de recréer des séries temporelles d'indices de végétation de bonne qualité. Malgré cela, la présence de nuages, aérosols ou de poussières résiduelles a certainement contribué à dégrader la qualité de nos données. Par ailleurs, malgré une nette avancée par rapport à la résolution spatiale des données NOAA AVHRR (8 km), la résolution spatiale des données MODIS (250 m au mieux pour le NDVI) est aussi une limite non négligeable avec laquelle il faut apprendre à composer lorsque l'on travaille dans le contexte de la petite agriculture familiale africaine. La probabilité d'observer un pixel de culture pur dans des zones comme au Niger où la parcelle moyenne est inférieure à la taille d'un pixel MODIS est quasi-nulle, ce qui explique en grande partie pourquoi le modèle mis en place ne fonctionne pas à l'échelle des villages. Au-delà de ce dernier constat, nous avons choisi de travailler sur la zone du DC pour laquelle nous pouvons considérer que les types de cultures (majoritairement du mil), ainsi que les pratiques, sont homogènes. Cependant, dans la plupart des cas, un pixel MODIS pourra inclure plusieurs espèces cultivées associées à différentes pratiques culturales. Des considérations méthodologiques supplémentaires doivent donc être considérées pour étendre notre modèle sur des systèmes plus complexes que celui abordé dans le cadre de cette thèse.

La troisième limite porte sur les données de validation. Faute de données d'observations au sol pour les rendements, l'évaluation de nos approches a été faite à partir de statistiques agricoles. Si ces

statistiques sont disponibles à une échelle infranationale, ce qui est plus précis spatialement que les données FAOSTAT disponibles aux échelles nationales, il faut garder à l'esprit que ces données peuvent être sujettes à des erreurs et qu'en ce sens leur utilisation en tant que données de référence peut être source d'incertitudes dans l'évaluation de nos approches.

Enfin la quatrième limite de cette approche, si l'on se replace dans le contexte des SAP, est que notre modèle est aujourd'hui construit de telle sorte que l'on ne peut avoir une première estimation des rendements qu'un mois après la récolte. En effet, nous avons besoin de disposer des données NDVI et température de surface sur la période productive et jusqu'à la récolte, or ces données ne sont aujourd'hui disponibles qu'un mois après leur acquisition. Deux solutions peuvent être envisagées comme premières estimations des rendements : (i) restreindre notre modèle à la période du maximum de végétation comme ce qui a été mis en place par [Becker-Reshef et al. \(2010\)](#) et permettant une première estimation un mois avant la récolte, ou (ii) utiliser les données MODIS disponibles en temps quasi-réel (3 à 5 heures après acquisition) qui nous permettrait de suivre l'évolution des rendements tout au long du cycle, mais nécessitant néanmoins un important travail de prétraitement des données.

3.3.2. Approche « modélisation »

Pour la seconde approche basée sur l'intégration des données TRMM3B42 dans le modèle SARRA-H, la principale limite réside dans le fait que les données d'estimation des précipitations ne sont pas suffisantes pour spatialiser le modèle. En effet, à minima, des données spatialisées sur les températures, l'évapotranspiration ou le rayonnement global sont également nécessaires. Ces données sont aujourd'hui disponibles et accessibles, permettant *a priori* une spatialisation complète du modèle. Il n'en reste pas moins qu'un travail important d'estimation de la qualité et fiabilité de l'ensemble de ces produits est nécessaire et ce notamment pour limiter la multiplication des sources d'erreurs et d'incertitudes dans le modèle.

3.3.3. Comparaison des deux approches : les avantages et les inconvénients

Trois points de comparaison entre les deux approches peuvent enfin être mis en avant.

Le premier porte sur la nécessité d'avoir un masque des surfaces cultivées, voire des types de cultures à l'échelle régionale. Pour la première approche, l'utilisation d'un masque du domaine cultivé semble indispensable afin de limiter l'influence de la végétation naturelle sur le signal du NDVI. Dans ce cadre, nous avons fait le choix d'utiliser le masque du domaine cultivé du produit MODIS car il est disponible à l'échelle régionale. Cependant, comme nous l'avons vu dans le Chapitre III, la précision utilisateur du produit MODIS LC varie entre 17% et 70% selon les systèmes de culture. L'extrapolation de nos approches à d'autres zones géographiques pourrait se faire dans un premier temps en ne travaillant que dans des régions où nous avons mis en évidence une bonne précision de la classe culture du produit MODIS LC. A plus long terme, il apparaît nécessaire de renforcer les efforts sur le développement de méthodes et d'outils permettant la mise en place à minima des zones cultivées et au mieux des types de cultures à l'échelle régionale. En revanche, pour la seconde approche basée sur les données TRMM3B42, la simulation des rendements est indépendante de la localisation des surfaces cultivées et donc ne nécessite pas de masque du domaine cultivé.

Le second point de comparaison est à replacer dans le contexte des systèmes d'alerte précoce et de la sécurité alimentaire pour lesquels une estimation des rendements observés est nécessaire. SARRA -H comme la plupart des modèles de culture ne permet pas une estimation de rendements réellement obtenus par les agriculteurs, mais uniquement une estimation des rendements déterminés par la température, le CO₂, le rayonnement et les caractéristiques des cultivars, et limités par l'eau, c'est-à-dire des rendements atteignables. Cependant, les rendements finaux peuvent être influencés à la fois par des facteurs biotiques (oiseaux, ravageurs, ou maladies dues à l'excès d'eau)

ou par des facteurs non-environnementaux (prix sur les marchés internationaux, conflits ou épidémies) qui vont influencer les pratiques agricoles (Lobell and Field, 2007; Prasad *et al.*, 2006). Dans l'approche « modélisation », nous restons dans le cadre d'une estimation des rendements atteignables. En revanche, pour l'approche « télédétection », le fait d'utiliser un indice de végétation intégrant l'ensemble des conditions de développement de la végétation a permis d'améliorer l'estimation des rendements et de leur variabilité interannuelle au vu des statistiques agricoles. La surestimation que l'on observe est à attribuer à la calibration de notre modèle sur les sorties du modèle de culture. Dans ce cadre, même si nous ne pouvons pas avec le modèle « télédétection » fournir une estimation quantitative des rendements réels, nous sommes capables de reproduire la variabilité interannuelle de ces derniers et de capter notamment les années extrêmes comme l'année 2000. Cette information est déjà un élément essentiel pour les SAP dans leur processus d'évaluation de la campagne agricole.

*Bilan : Vers une estimation spatialisée des rendements
céréaliers à l'échelle régionale*

- ✓ La télédétection fournit des informations objectives, synoptiques et rapides d'accès sur le développement de la végétation et son évolution au cours du cycle cultural. Elle se présente comme un outil pertinent pour le suivi des rendements à une échelle régionale. Or, leur utilisation dans les SAP est aujourd'hui limitée à la cartographie des anomalies de croissance de la végétation.
- ✓ Nous avons ici testé une nouvelle approche basée sur la combinaison d'indice de végétation et indice de stress hydrique pour estimer les rendements en mil dans la zone semi-aride du Degré Carré du Niamey.
- ✓ Des modèles statistiques empiriques ont été développés entre le NDVI MODIS et le CWSI dérivés des mesures de température de surface MODIS d'une part, et la biomasse aérienne et l'indice de récolte simulés par le modèle de culture SARRA-H d'autre part, afin d'évaluer chaque composante de l'équation du rendement. Le modèle résultant a été appliqué avec succès à l'échelle du site du DC ($r=0.82$) et nous avons montré que le modèle combinant NDVI et CWSI était plus précis qu'un modèle uniquement basé sur le NDVI pour la reproduction de la variabilité interannuelle des rendements.
- ✓ Une seconde approche visant à spatialiser le modèle SARRA-H en intégrant des données d'estimation des précipitations par satellite comme variable d'entrée dans le modèle a été mise en place et comparée à la première. Nous avons montré, tout comme la première approche, que l'utilisation d'une telle démarche n'est pertinente qu'à une petite échelle administrative. Cette approche est cependant moins performante que la précédente car elle ne produit qu'une estimation des rendements atteignables sous contrainte climatique.

CHAPITRE V

Comment identifier et caractériser
les zones les plus vulnérables aux
changements ?

*Vers une meilleure compréhension des
dynamiques de la production de
biomasse*



CHAPITRE V : Vers une meilleure compréhension des dynamiques de la production de biomasse

Tandis que l'Afrique devrait compter près de 3 milliards de bouches à nourrir à l'horizon 2050 (United Nations, 2013b, Schlenker and Lobell 2010) ont estimé que les rendements des principales cultures de base pourraient chuter de 22% en raison du changement climatique. Des pressions accrues sur la sécurité alimentaire ainsi que la vulnérabilité des populations se dessinent. Le climat (changements dans les quantités, la distribution spatiale et temporelle, les intensités des événements pluvieux ou de température) est souvent considéré comme le principal facteur déterminant de la production agricole en Afrique sub-saharienne et particulièrement au Sahel. Cependant, d'autres facteurs environnementaux comme les types de sols et leur fertilité ou la température, ainsi que des facteurs non-environnementaux reliés aux activités anthropiques et à leurs mutations sont également à prendre en considération. Ainsi, dans un contexte très changeant, l'identification des zones particulièrement vulnérables à la dégradation des conditions de production, ainsi que la compréhension des principaux facteurs de changement, deviennent un enjeu majeur afin de pouvoir mettre en place des mesures d'atténuation et adapter les stratégies en matière de sécurité alimentaire (Prisco *et al.*, 2013). Après avoir mené une étude sur la fiabilité du produit MODIS LC pour la cartographie du domaine cultivé, permettant donc de traiter de la composante surface de la production agricole à l'échelle régionale puis aborder la question de l'estimation des rendements à partir de données d'observations satellitaires à l'échelle locale, la dernière étape de ce travail de thèse porte plus spécifiquement sur les dynamiques spatiales et temporelles de la production de biomasse végétale de l'échelle régionale à l'échelle locale.

Les séries temporelles d'indices de végétation (essentiellement NDVI) issues des données d'observation à moyenne résolution spatiale sont aujourd'hui largement utilisées pour l'étude des changements environnementaux et le suivi des dynamiques intra-saisonnières et à plus long terme de la végétation. Sur ce dernier point, et avec la disponibilité de séries temporelles de NDVI de plus en plus longues, les études portant sur les analyses de tendances statistiques de la production de végétation se sont multipliées notamment dans la région sahélienne alimentant ainsi les débats autour des questions de dégradation ou de verdissement du Sahel (Dardel *et al.*, 2014b; Herrmann *et al.*, 2005; Hickler *et al.*, 2005; Tucker and Nicholson, 1999). Ces analyses permettent alors la mise en évidence de zones d'augmentation de la production de biomasse végétale (tendance positive du NDVI ou « verdissement ») ou de réduction (tendance négative du NDVI ou « brunissement »).

Parce qu'elles permettent d'avoir une vision à long terme sur les dynamiques de la production de biomasse végétale, les données de télédétection pourraient contribuer à alimenter la composante « surveillance » des SAP et participer ainsi à l'amélioration de la sécurité alimentaire structurelle, notamment en apportant des informations précises sur la localisation des changements tendanciels et des causes de ces changements.

1. Analyse des déterminants de la dynamique de la production de biomasse végétale de l'échelle régionale à l'échelle locale

1.1. Analyse à l'échelle régionale en Afrique

Dans le cadre des analyses menées à l'échelle régionale sur les tendances de la production de biomasse à partir d'indices de végétation comme le NDVI généralement issus des données NOAA-AVHRR ou MODIS, l'identification des facteurs déterminants porte essentiellement sur la distinction entre les changements induits par le climat et les changements induits par d'autres facteurs

environnementaux ou anthropiques (se traduisant généralement par des changements d'occupation ou d'usage des sols). Pour ce faire différentes approches ont été développées :

- Les modèles de végétation simulent la dynamique de la végétation en ne prenant en considération que des paramètres environnementaux comme les précipitations, les températures ou la concentration en CO₂. Ces dynamiques simulées sont ensuite comparées aux dynamiques observées par télédétection (Hickler *et al.*, 2005; Seaquist *et al.*, 2009).
- Le RUE (Rain Use Efficiency), le ratio entre la Production Primaire Nette (ou le NDVI) et les précipitations, permet de normaliser les effets de la pluie sur la production de végétation (Dardel *et al.*, 2014a; Fensholt *et al.*, 2012).
- La méthode des résidus (RESTREND), introduite par Evans and Geerken (2004), est l'analyse des tendances des résidus issus de la régression linéaire entre des séries temporelles de NDVI et de précipitations. Toute tendance dans les résidus traduit par conséquent un changement dans la relation NDVI/pluie et implique une amélioration ou une dégradation de la production de biomasse végétale plus importante que ce qui est expliqué par la pluie seule. Cela peut être interprété comme un effet potentiel des activités anthropiques (Dardel *et al.*, 2014a; Huber *et al.*, 2011; Ibrahim *et al.*, 2015).

Cependant, en raison de la difficulté à obtenir des séries temporelles d'observation au sol pour valider ou interpréter les tendances observées par les indices de végétation à basse résolution spatiale, la plupart des explications proposées restent purement spéculatives. Certaines études, ont toutefois essayé de faire ce lien entre les tendances satellitaires et les observations au sol, se limitant souvent à la prise en compte d'un seul facteur biophysique potentiel comme le type de sol ou la toposéquence (ex. Dardel *et al.*, 2014b; Rasmussen *et al.*, 2014). Bien qu'il soit souligné dans ces études qu'à l'échelle locale une multitude de facteurs expliquent les dynamiques de la production de végétation, aucune d'entre elles ne prend en considération plusieurs facteurs potentiels (ex. biophysiques, institutionnels ou socio-économiques) et leurs possibles interactions.

1.2. Analyse à l'échelle locale en Afrique

A l'opposé des études précédemment citées à l'échelle régionale pour lesquelles le manque d'analyses locales sur les facteurs déterminants des changements dans la production de biomasse est fréquemment souligné, il existe une multitude de recherches sur les changements d'occupation ou d'utilisation du sol (LULCC) et leurs facteurs déterminants à l'échelle locale (Brinkmann *et al.*, 2012; Estes *et al.*, 2012; Kindu *et al.*, 2015; Mutoko *et al.*, 2014; Nutini *et al.*, 2013; Pricope and Binford, 2012; Teferi *et al.*, 2013). Ces études sont principalement basées sur l'évaluation des dégradations locales des terres et utilisant des approches combinant différentes sources d'information : carte de LULCC dérivées de données à haute résolution spatiale, statistiques, enquêtes et autres données géospatiales en relation avec des facteurs d'accessibilité, biophysique ou démographique (Brinkmann *et al.*, 2012; Kindu *et al.*, 2015; Mutoko *et al.*, 2014; Teferi *et al.*, 2013) (Figure 59). Cependant, le lien avec les études menées à l'échelle régionale et l'intégration des tendances à la dégradation ou l'amélioration de la production de biomasse sur le long terme à moyenne résolution spatiale n'est que rarement fait.

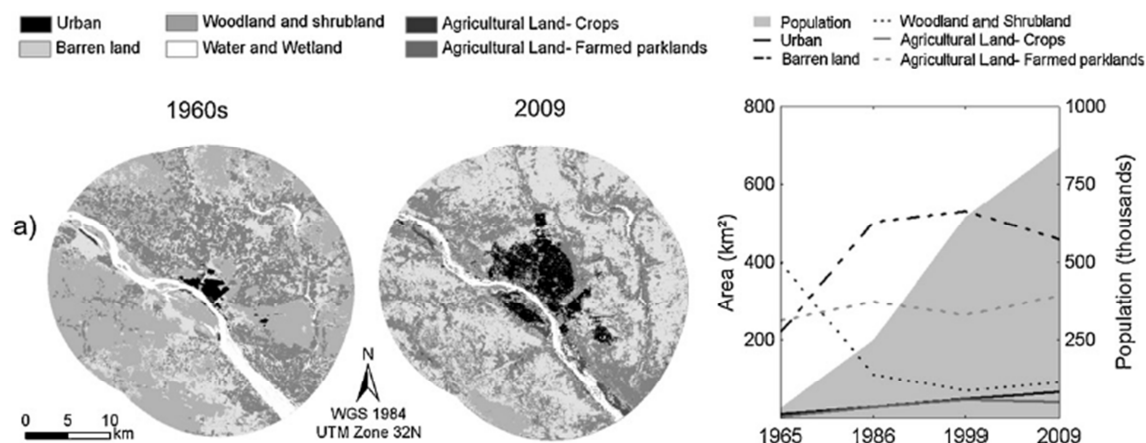


Figure 59: Evolution de l'occupation du sol autour de la ville de Niamey au Niger et mise en relation avec les changements démographiques (Source: Brinkman *et al.*, 2012).

2. Objectifs et démarche générale

Comme définit dans le Chapitre I, la mission des SAP est double et traite à la fois des situations d'insécurité alimentaire conjoncturelle mais également structurelle. En ce sens, la caractérisation des zones de dégradation en termes de production de biomasse ainsi qu'une analyse approfondie des déterminants de ces changements peuvent permettre d'identifier les populations les plus vulnérables et d'agir sur les causes structurelles de l'insécurité alimentaire. **Ainsi, le troisième objectif de ce travail de thèse est d'aller vers une meilleure compréhension des déterminants des changements dans la dynamique de la production de biomasse végétale à la fois à l'échelle régionale et locale.**

Nous avons vu précédemment que les méthodes d'analyse des déterminants de la production de biomasse menées à l'échelle régionale reposent principalement sur la prise en compte des effets du climat mais ne permettent pas de quantifier l'impact des activités humaines. D'un autre côté, à l'échelle locale, les méthodes d'analyse des déterminants de LULCC permettent d'appréhender plus finement l'impact potentiel de l'Homme mais ne qualifie pas l'impact de ces changements sur la production de biomasse. **C'est à cette interface entre le régional et le local que se situe la principale contribution de ce travail de thèse aux précédents efforts menés par les membres de la communauté scientifique sur la compréhension des dynamiques de la production de biomasse :** Combiner les échelles régionale et locale en analysant les tendances de la production de biomasse à l'échelle régionale à partir de données NDVI et en menant une étude plus détaillée à l'échelle locale sur les processus sous-jacents en reliant les tendances observées avec le facteur climatique ainsi que les facteurs potentiels de changement de LULCC. La démarche générale est présentée en Figure 60.

Les objectifs spécifiques de ce travail sont les suivants :

- Analyser comment les changements d'occupation du sol influencent la réponse de la végétation afin d'aider dans l'interprétation des tendances. *Nous avons ici cartographié la différence de NDVI MODIS annuel (ΣNDVI ; voir Section 3.1.1 du Chapitre II) entre la végétation naturelle et les surfaces cultivées à l'échelle de la zone sahélienne.*
- Mieux cartographier les zones de changements récents de la production de biomasse à l'échelle régionale. *La seconde étape de ce travail a donc été d'analyser les tendances à la fois linéaires et non-linéaires du ΣNDVI entre 2000 et 2010.*
- Spécifier le rôle respectif du climat et des autres facteurs dans les changements de la production de biomasse à l'échelle du Sahel. *Au cours de cette troisième étape il s'agit*

notamment d'analyser la relation $\Sigma NDVI$ avec la pluie cumulée sur l'année ($\Sigma RAIN$) ainsi que les tendances des résidus de cette relation et de proposer une méthode de classification permettant de hiérarchiser le rôle des différents facteurs. Nous avons mobilisé les données TRMM3B43 présentées en Section 2.2.1 du Chapitre II.

- Spécifier le rôle respectif du climat et des autres facteurs dans les changements de la production de biomasse à l'échelle locale, au Sud-Ouest du Niger, pour aller plus loin dans l'analyse des déterminants. Dans cette dernière étape, les tendances observées à l'échelle régionale sont mises en relation avec un set de différentes variables locales (contraintes naturelles : climat, sol, relief ; démographie ; accessibilité physique aux terres et changement d'occupation du sol) dont la contribution aux changements est évaluée statistiquement.

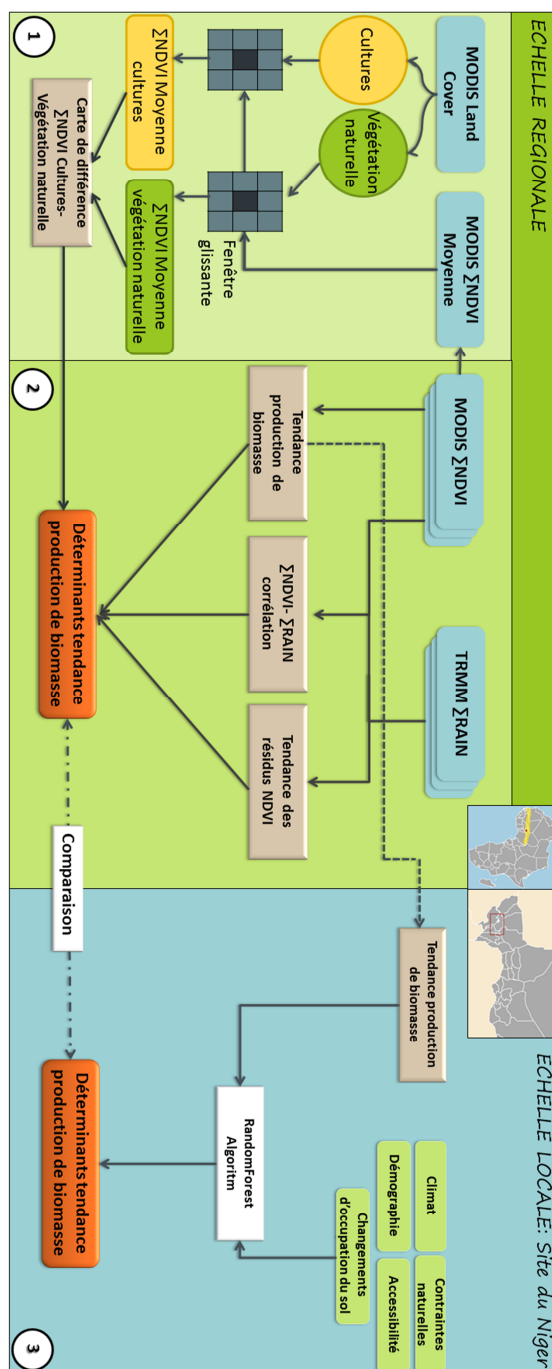


Figure 60: Schéma général de la démarche mise en place.

A l'échelle régionale, nous avons focalisé notre attention sur la région sahélienne d'une part en raison des enjeux en matière de sécurité alimentaire qui se posent pour cette région et qui ont déjà été largement mis en avant au cours de ce manuscrit et d'autre part pour des raisons purement méthodologiques. La présence d'une importante couverture nuageuse pour les pays côtiers rend les méthodes de pré-traitement des données peu efficaces, par conséquent l'interprétation des tendances reste fortement sujette à caution en raison des incertitudes sur la qualité des données. Dans le cadre de cette thèse, le Sahel a été défini en fonction de la pluviométrie annuelle reçue (entre 150 mm/an et 750 mm/an).

A l'échelle locale nous avons travaillé sur le site du degré carré au Sud-Ouest du Niger (Site du DC) et présenté en Section 1.2 du Chapitre II. Ce site a été choisi car si une tendance générale au reverdissement du Sahel au cours des 30 dernières années a été mise en avant par de nombreuses études, le Sud-Ouest du Niger apparaît comme une exception. En effet, une tendance à la réduction dans la production de biomasse a été mise en avant et ce malgré une tendance à l'augmentation des précipitations (Anyamba *et al.*, 2014; Dardel *et al.*, 2014b; Fensholt and Rasmussen, 2011). De plus, entre 2000 et 2010 le Niger a également connu plusieurs épisodes de famine.



La première étape de ce travail a été valorisée par une communication courte dans le cadre du colloque «International Geoscience & Remote Sensing Symposium» en juillet 2014 (Annexe VII):

L. Leroux, A. Bégué, and D. Lo Seen, "Regional analysis of Crop and Natural Vegetation in West Africa based on NDVI metrics," in IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium, 2014, pp. 5107–5110.



Les seconde et troisième étapes constituent un article scientifique prochainement soumis dans une revue de Rang A (Annexe VIII):

L. Leroux, A. Bégué, D. Lo Seen, A. Jolivot, and F. Kayitakire, "From regional to local scale: toward a better understanding of recent biomass productivity dynamics and its drivers to support food security policies in the sahel," 2015.

3. Méthodes

La démarche qui a été adoptée au cours de ce chapitre se découpe en deux temps. Il s'agit d'une part de caractériser les tendances de la production de biomasse et ses déterminants à l'échelle du Sahel (étape 1 et étape 2 de la Figure 60), puis d'affiner nos analyses à l'échelle locale pour le site du DC du Niger (étape 3 de la Figure 60).

3.1. Tendances de la production de biomasse à l'échelle régionale

3.1.1. Différence Σ NDVI Culture – Végétation naturelle

Le produit MODIS Land Cover (MCD12Q1) a été utilisé afin d'obtenir un masque pour les surfaces cultivées et un masque pour la végétation naturelle. Les classes d'occupation du sol ont été agrégées afin d'obtenir une cartographie en 2 classes : culture (classe 12 et classe 14) et végétation naturelle (toutes les autres classes). Le produit étant disponible annuellement, nous avons considéré un masque moyen en attribuant à chaque pixel la classe majoritaire observée entre 2001 et 2011.

Pour cartographier la différence entre les surfaces cultivées et la végétation naturelle en termes d'indice de végétation, le NDVI cumulé annuel (Σ NDVI) moyen entre 2000 et 2010 a été calculé pour chaque masque d'occupation du sol. Les valeurs moyennes de Σ NDVI pour les surfaces cultivées et pour la végétation naturelle ont ensuite été estimées à l'intérieur d'une fenêtre glissante (41 x 41 pixels) et ce afin d'avoir une redistribution spatiale de l'information. La carte de différence entre le NDVI des cultures et celui de la végétation naturelle a ensuite été obtenue par soustraction des deux nouvelles images.

3.1.2. Tendances de la production de biomasse

Pour analyser les tendances statistiques en termes de production de biomasse, les tendances temporelles ont été calculées à l'échelle des pixels entre 2000 et 2010 à partir du NDVI intégré sur l'année (Σ NDVI). Le choix du Σ NDVI permet de réduire la résolution temporelle des données NDVI initiales et donc de minimiser le phénomène d'autocorrélation dans les séries temporelles qui peut induire de larges biais dans les analyses de tendance (de Beurs and Henebry, 2005; de Jong *et al.*, 2011). La plupart des études traitant des questions de changement dans la production de biomasse reposent sur l'hypothèse implicite que les changements dans la production de végétation suivent un processus graduel et linéaire (Jamali *et al.*, 2014). Par conséquent, les tendances sont dans la plupart des cas obtenus par régression linéaire simple (Ordinary Least Square Regression ou OLS) (ex. Anyamba *et al.*, 2014; Helldén and Tottrup, 2008; Ibrahim *et al.*, 2015). Cependant, les régressions linéaires simples ne permettent pas de détecter les tendances au verdissement ou au brunissement qui ont lieu sur des pas de temps plus fins au cours de la période d'analyse (par exemple, une période de verdissement suivie d'une période de brunissement) (Jamali *et al.*, 2014).

Pour prendre en considération ces tendances non-linéaires nous nous sommes basés sur les récents travaux de Jamali *et al.* (2014) et choisi d'analyser les tendances en ajustant des modèles linéaires et quadratiques permettant de mesurer la relation entre le Σ NDVI (variable dépendante) et la dimension temporelle (onze années dans notre cas ; variable indépendante). Les équations sont les suivantes :

$$\text{Modèle quadratique} \quad \Sigma\text{NDVI} = \alpha + \beta\text{Time} + \gamma\text{Time}^2 \quad (1)$$

$$\text{Modèle linéaire} \quad \Sigma\text{NDVI} = \alpha + \beta\text{Time} \quad (2)$$

Avec :

α = L'ordonnée à l'origine qui donne la valeur du Σ NDVI au début de la période d'étude

β = Le coefficient de pente qui mesure le taux de changement du Σ NDVI par unité de temps

γ = Le paramètre quadratique qui donne à la fois le sens et l'inclinaison de la courbe (une valeur positive indique que la parabole est orientée vers le haut, et orientée vers le bas pour une valeur négative).

Pour examiner la significativité des tendances dans le temps (c'est-à-dire tester si les coefficients sont significativement différents de zéro), la probabilité critique (*p-value*) associée au t-test de

Student, pour le coefficient de pente β dans le cas du modèle linéaire et le coefficient quadratique γ dans le cas du modèle quadratique, a été calculée. Les tendances ont été considérées comme significatives pour une $p\text{-value} < 0.1$. Pour déterminer la forme de la tendance pour chaque pixel, la procédure suivante a été suivie :

- Ajuster un modèle quadratique et tester la significativité du coefficient γ ; si $p\text{-value} < 0.1$ alors le pixel observe une tendance quadratique (Figure 61a-b) ; sinon :
- Ajuster un modèle linéaire et tester la significativité du coefficient β ; si $p\text{-value} < 0.1$ alors le pixel observe une tendance linéaire (Figure 61c-d) ; sinon :
- Le pixel n'observe pas de tendance significative dans la dynamique de la production de biomasse (Figure 61e).

Le sens du changement (augmentation ou réduction dans la production de biomasse) a été déterminé à partir du signe des coefficients β et γ .

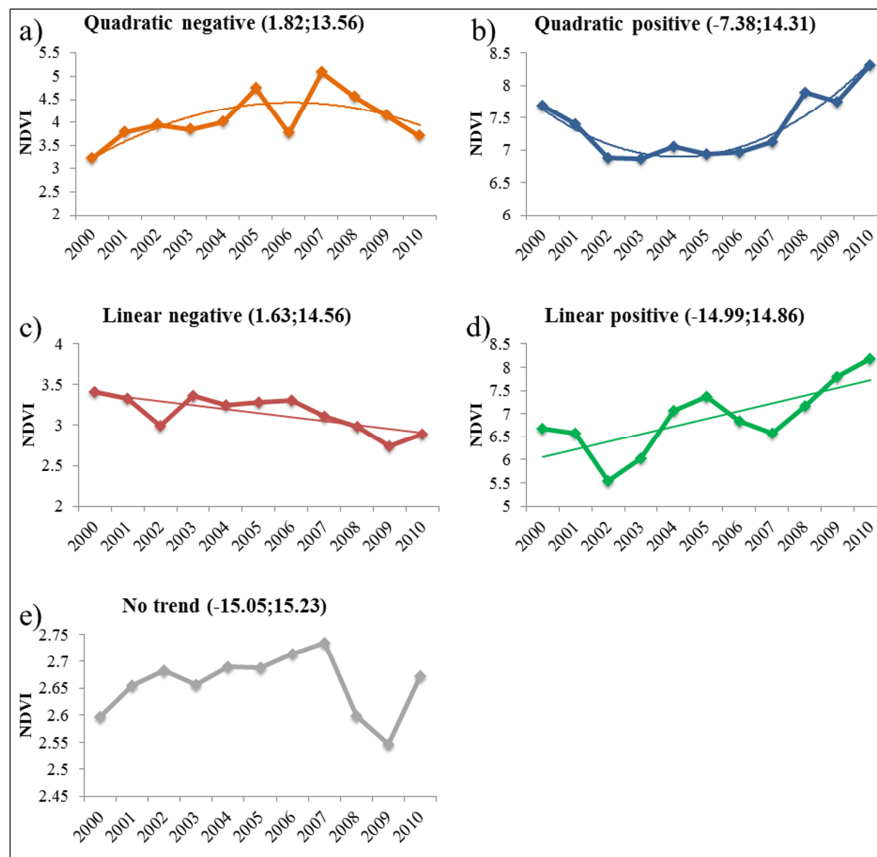


Figure 61: Exemple des 5 types de tendance de ΣNDVI observée à l'échelle du pixel MODIS; tendance a) quadratique négative; b) quadratique positive; c) linéaire négative ; d) tendance linéaire positive et e) pas de tendance. Les coordonnées géographiques du pixel pris en exemple sont données.

3.1.3. Corrélation production de biomasse – pluviométrie

Le coefficient de corrélation de Pearson (r) et le coefficient de détermination (R^2 ; voir Section 3.2.2 Chapitre II) entre les valeurs de ΣNDVI et les valeurs de ΣRAIN au cours de la période 2000-2010 ont été calculés pour chaque pixel afin d'évaluer la nature et l'intensité de la liaison entre la production de biomasse et la pluie.

3.1.4. Tendances dans les résidus (RESTREND)

Comme suggéré par [Evans and Geerken \(2004\)](#), la part de la variabilité induite par les précipitations dans la variabilité du NDVI intégré annuellement doit être retirée du signal afin de pouvoir distinguer les changements dus au climat de ceux dus à d'autres facteurs. Pour isoler les tendances dans les valeurs de ΣNDVI qui ne sont pas dues à la pluie, les tendances temporelles dans les résidus (NDVI-residuals) ont été calculées à l'échelle des pixels. Les résidus correspondent alors à la différence entre les valeurs de ΣNDVI observées et les valeurs de ΣNDVI prédites par la pluie. Toute tendance dans les résidus peut être interprétée comme un changement dans la production de biomasse indépendant de la pluie et supposant donc d'autres facteurs potentiels comme les LULCC. Les tendances dans les résidus ont été calculées suivant la même démarche que celle adoptée en Section 3.1.4.

3.2. Facteurs de changement dans la production de biomasse

3.2.1. A l'échelle régionale

Nous avons émis l'hypothèse que la production de biomasse peut être déterminée (1) par le facteur climatique (ici la pluie), (2) par d'autres facteurs que la pluie (autres facteurs environnementaux et facteurs liés aux activités humaines) ou (3) par une combinaison des deux. Tandis que la majorité des études utilisent, soit la corrélation ΣNDVI - ΣRAIN , soit la méthode des résidus, pour isoler les changements induits par le climat de ceux induits par d'autres facteurs ([Evans and Geerken, 2004](#); [Ibrahim et al., 2015](#); [Prince et al., 2007](#); [Rasmussen et al., 2014](#)), aucune ne considère la combinaison des deux types de facteurs. C'est pourquoi nous avons proposé, dans le cadre de cette étude, un schéma de classification afin d'attribuer le rôle respectif de chacun des deux types de facteurs (en 3 classes). Le schéma de classification repose sur un ensemble de 6 règles de décision basées sur la pente de la tendance ΣNDVI , le coefficient de détermination ΣNDVI - ΣRAIN et la pente de la tendance NDVI-residuals (Tableau 12).

Tableau 12: Règles de classification adoptées pour hiérarchiser le rôle respectif du facteur climatique et des autres facteurs potentiels.

Tendance du NDVI (pvalue<0.10)	Coefficient de détermination NDVI/pluie	Tendance NDVI-residuals	Interprétation
Augmentation (pente>0)	$R^2>0.50$	Pente>0	Facteur climatique + autres facteurs
	$R^2>0.50$	Pente<0 ou Pente (pvalue>0.10)	Facteur climatique
	$R^2<0.50$	Pente>0 ou Pente<0 ou Pente (pvalue>0.10)	Autres facteurs
Réduction (pente <0)	$R^2>0.50$	Pente<0	Facteur climatique + autres facteurs
	$R^2>0.50$	Pente>0 ou Pente (pvalue>0.10)	Facteur climatique
	$R^2<0.50$	Pente>0 ou Pente<0 ou Pente (pvalue>0.10)	Autres facteurs

3.2.2. A l'échelle locale

Pour aller plus loin dans l'analyse des facteurs déterminants de la production de biomasse, un algorithme de forêt aléatoire (RandomForest) présenté en Section 3.3.2 du Chapitre II a été utilisé afin d'identifier et hiérarchiser les facteurs d'importance à l'échelle du site du DC. Pour ce faire, les deux classes précédentes (facteurs climatiques et autres facteurs) ont été décomposées en plusieurs groupes de facteurs potentiels (Tableau 13). Nous avons vu en Section 1.2 que les changements

d'occupation et d'usage des sols sont considérés comme des facteurs déterminants de la production de biomasse par les études menées à l'échelle locale. Par conséquent, nous avons inclus dans notre analyse les déterminants des changements de LULCC en nous basant sur la littérature existante pour les zones semi-arides (Brinkmann *et al.*, 2012; Kindu *et al.*, 2015; Lambin *et al.*, 2001; Teferi *et al.*, 2013) et en fonction de la disponibilité des données (Section 2.4 du Chapitre II). 9 variables ont été retenues couvrant 3 grands domaines :

- **Les contraintes naturelles** : Pente, toposéquence et type de sols
- **L'accessibilité physique** : Distance euclidienne au réseau de route, distance euclidienne au cours d'eau, distance euclidienne aux principaux villages/villes et temps de trajets jusqu'aux marchés les plus importants (villes avec une population supérieure à 20 000 habitants).
- **La démographie** : Densité de population moyenne entre 2000 et 2010 et l'évolution de la densité de population entre 2000 et 2010.

Concernant le facteur climatique, 4 variables ont été considérées : tendances dans la pluviométrie annuelle et dans les températures annuelles entre 2000 et 2010, pluviométrie annuelle et température annuelle moyenne entre 2000 et 2010.

Tableau 13: Variables explicatives utilisées dans l'algorithme RandomForest. Pour la description des jeux de données sources, se référer à la Section 2.4 du Chapitre II.

Type de variable	Variable	Définition	Source
Climatique	RAIN_M	Pluviométrie annuelle moyenne 2000-2010 (mm/year)	TRMM3B43
	RAIN_TREND	Pluviométrie annuelle tendance (OLS) 2000-2010	TRMM3B43
	TEMP_M	Température de surface annuelle moyenne 2000-2010 (°C)	MODIS LST
	TEMP_TREND	Température de surface annuelle tendance (OLS) 2000-2010	MODIS LST
Contrainte naturelle	SLOPE	Pente (degré)	SRTM DEM 30+
	TOPO	Toposéquence	SRTM DEM 30+
	SOIL	Type de sol	Harmonized World Soil Database-IIASA
Accessibilité	DIST_RIV	Distance euclidienne à la rivière (mètres)	SRTM DEM 30+
	DIST_CIT	Distance euclidienne aux villages de plus de 1000 habitants (mètres)	National Institute of Statistics, Niger
	DIST_ROAD	Distance euclidienne à la route (mètres)	GIST Portal
	MARKET	Temps de trajet jusqu'aux marchés avec une population de 20 000 habitants ou plus (heures)	HarvestChoice
Démographie	POP_DENS	Densité de population moyenne entre 2000 et 2010	AfriPop
	POP_DIFF	Différence de densité de population entre 2000 and 2010	AfriPop
Changement d'occupation du sol	LAND_COV	Changement d'occupation du sol entre 2001 et 2013	Landsat 5 and Landsat 8

Nous avons également considéré les changements d'occupation du sol en intégrant dans notre analyse la carte de changement entre 2001 et 2013 présentée en Section 2.4.4 du Chapitre II et comportant 6 classes d'occupation du sol (plateau à brousse tigrée, surfaces en eau, surfaces cultivées, pentes dégradées, sols nus et végétation naturelle) et 3 classes de changements entre les

deux dates (régression des surfaces cultivées¹⁷, extension de la végétation naturelle¹⁸ et extension des surfaces cultivées¹⁹).

Dans l'algorithme RandomForest implémenté sous R, les tendances de la production de biomasse observées pour chaque pixel MODIS de la zone ont été utilisées comme variable à expliquer et notre set de 14 variables précédentes comme variables explicatives (Tableau 13). Deux paramètres sont fixés : le nombre d'arbres et le nombre de variables minimum pour la séparation de chaque branche de l'arbre. Pour fixer ces deux paramètres, une procédure itérative a été mise en place sur 30% de notre jeu de données afin de déterminer les valeurs optimales pour chacun des paramètres. Pour chaque combinaison de paramètres, nous avons analysé l'erreur *out-of-bag* estimée par une procédure de validation croisée (10-fold cross validation²⁰). Une fois la meilleure combinaison de paramètres choisie (nombre d'arbres=1000 et nombre de variables = 4), l'algorithme a été appliqué à l'ensemble du jeu de données et bien que RandomForest propose une validation interne, nous avons procédé à une validation externe à partir d'une matrice de confusion sur les 70% restant de notre jeu de données.

4. Résultats et Discussion

En raison de la structure particulière de ce Chapitre qui s'articule autour de deux échelles spatiale, nous présentons ici les résultats et la discussion en même temps afin de faciliter la lecture du document. Dans un premier temps seront présentés et discutés les résultats concernant l'analyse des tendances à l'échelle du Sahel et du site du DC, et dans un second temps les résultats concernant les facteurs de ces changements pour les deux échelles.

4.1. Les tendances de la production de biomasse au Sahel : impacts des changements d'occupation du sol vs impacts de la pluie

4.1.1. Analyse de la différence Σ NDVI Culture – Végétation naturelle et impact potentiel sur les tendances

Afin d'aider à l'interprétation des tendances de la production de biomasse, nous avons dans un premier temps cherché à analyser l'impact d'un changement d'occupation du sol en termes de Σ NDVI. Pour cela, nous avons comparé sur une même période, les valeurs du Σ NDVI des surfaces cultivées et des autres types de surfaces (dites « végétation naturelle ») spatialement en Afrique de l'Ouest (voir méthode en Section 3.1.1). Afin de donner une vision plus générale, la Figure 62 présente les différences observées pour l'ensemble de l'Afrique de l'Ouest (Figure 62) afin d'inclure un gradient climatique plus important.

La Figure 63 présente l'évolution des séries temporelles des valeurs de Σ NDVI en fonction du gradient climatique et montre que la production de végétation est fortement dépendante de la latitude et donc des précipitations. Les valeurs de Σ NDVI pour les deux grands types d'occupation du

¹⁷ Régression culture = Cultures en 2001 et pentes dégradées ou sols nus en 2013 (~abandon par surexploitation)

¹⁸ Extension des surfaces naturelles = Cultures, pentes dégradées ou sol nus en 2001 et végétation naturelle en 2013

¹⁹ Extension des cultures = Pentes dégradées, sols nus ou végétation naturelle en 2001 et culture en 2013

²⁰ Notre échantillon est divisé en 10 sous-échantillons. Un des échantillons est sélectionné comme échantillon de validation et les 9 autres échantillons servent à l'apprentissage de l'algorithme. L'erreur *out-of-bag* est calculée et la procédure décrite ci-dessus est répétée en sélectionnant chacun des sous-échantillons exactement une seule fois comme échantillon de validation. La moyenne des 10 erreurs *out-of-bag* est enfin calculée.

sol considérés sont plus élevées pour la zone guinéenne que pour la zone sahélienne. L'analyse conjointe de la carte de différence proposée en Figure 62 et des profils temporels en Figure 63 révèle que les valeurs de ΣNDVI pour les cultures sont supérieures à celles de la végétation naturelle dans la zone sahélienne (Figure 62 ; Figure 63) et inférieures dans les zones soudanienne et guinéenne (Figure 62 ; Figure 63). Pour la zone sahélienne, nos résultats sont en accord avec ceux de [Hiernaux et al. \(2009\)](#) au Niger et de [Bégué et al. \(2014\)](#) au Sud Mali. Dans le bassin versant du Bani au Mali, [Bégué et al. \(2011\)](#) ont mis en évidence à partir d'images Landsat que les surfaces cultivées avaient des valeurs de NDVI annuelles supérieures à celles des zones de savanes dans la partie sahélienne du bassin.

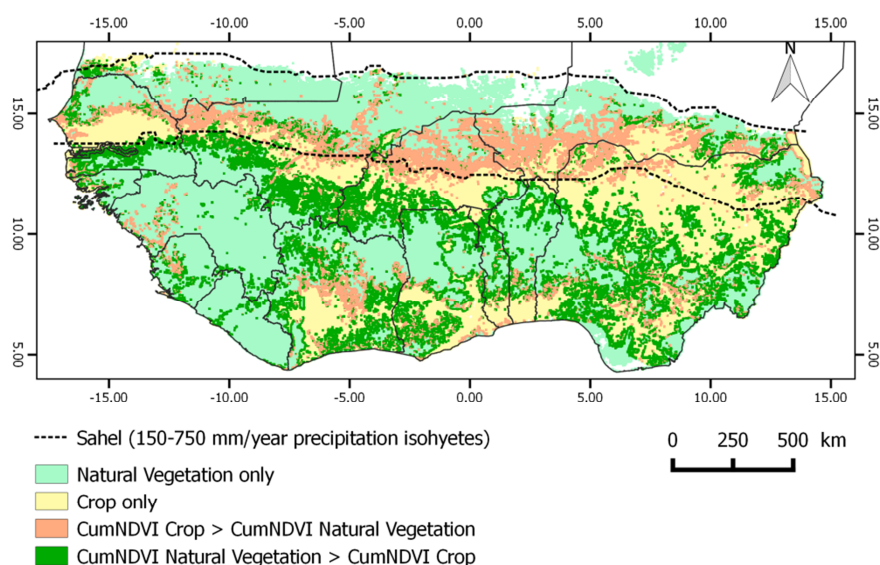


Figure 62: Cartographie de la différence entre les valeurs de ΣNDVI des cultures et ΣNDVI de la végétation naturelle ($\text{CumNDVI} = \Sigma\text{NDVI}$). Nous donnons la carte produite sur l'ensemble de la région Ouest africaine afin de donner un aperçu de la répartition des valeurs de ΣNDVI fonction des classes d'occupation du sol et du gradient climatique.

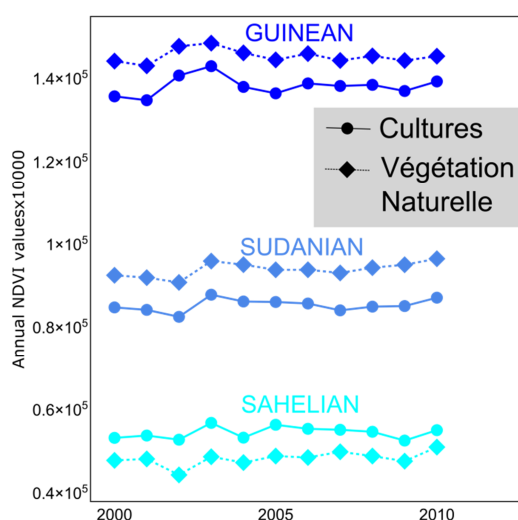


Figure 63: Série temporelle du ΣNDVI pour les cultures (trait plein) et la végétation naturelle (trait pointillé) en fonction du gradient pluviométrique entre 2000 et 2010.

Ces résultats suggèrent que la mise en culture de nouvelles terres dans la zone sahélienne conduirait à une augmentation des valeurs de ΣNDVI (augmentation de la production de biomasse annuelle) et donc se traduirait par des tendances positives. A l'inverse, si l'on considère l'ensemble de la région

Ouest africaine, ce même processus de conversion conduirait à une réduction de la production de biomasse pour les zones soudanienne et guinéenne et donc à des tendances négatives dans les valeurs de ΣNDVI .

4.1.2. Quelles tendances de la production de biomasse au cours de la période 2000-2010 ?

A l'échelle du Sahel

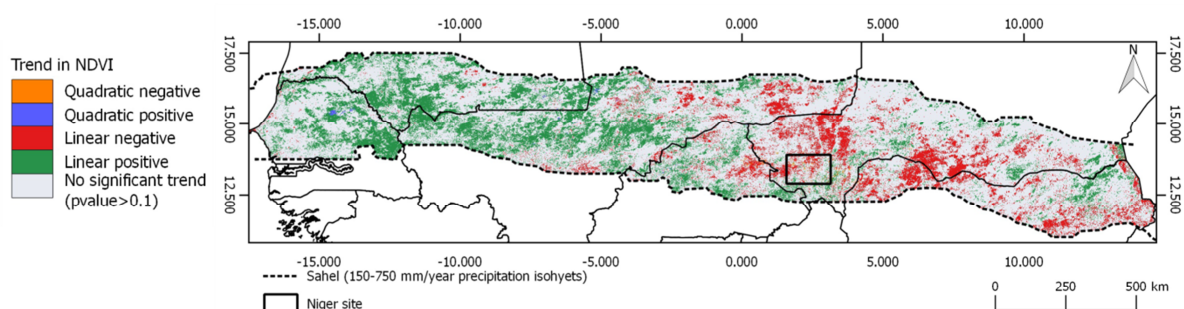
La Figure 64 présente les cartes des tendances de la production de biomasse et sa relation avec la pluviométrie (2000-2010 ; $p\text{-value} < 0.1$) et le Tableau 14 montre la distribution relative de chaque type de tendance. L'analyse de la distribution des tendances de la production de biomasse (ΣNDVI) à l'échelle du Sahel montre que près de 68% des pixels ne présentent pas de tendance significative. La majorité des tendances significatives sont linéaires (31%) dont 10.2% traduisent une réduction de la production de biomasse par unité de temps (tendance négative) et 20.8% une tendance positive (augmentation de la production de biomasse). Les tendances quadratiques en revanche sont très faiblement représentées à cette échelle, comptant pour moins de 0.3% des pixels de la zone sahélienne et sont par ailleurs très localisées sur de petites zones comme au Nord-Est du Sénégal (tendance positive quadratique) et au Sud-Ouest du Niger (tendance négative quadratique).

Nos résultats montrent par ailleurs une nette dichotomie de l'espace avec la délimitation de larges zones homogènes d'augmentation de la production de biomasse dans la partie occidentale de la région à l'interface entre l'Est du Sénégal, le centre du Mali et le Sud de la Mauritanie. Nos résultats sont en accord avec les tendances au verdissement observées récemment par [Hoscilo et al. \(2014\)](#) considérant une période équivalente à la nôtre (2001-2010), mais à partir de données NDVI SPOT VGT. Nous confirmons également les résultats d'autres études analysant les tendances à plus long terme du NDVI à partir des données NOAA GIMMS ([Anyamba et al., 2014](#); [Dardel et al., 2014b](#); [Herrmann et al., 2005](#); [Huber et al., 2011](#); [Seaquist et al., 2009](#)). Par conséquent, les tendances au verdissement reportées par notre étude confirment un processus à plus long terme qui est souvent interprété comme un rétablissement de la végétation après les dramatiques sécheresses des années 1960 et 1970 ([Heumann et al., 2007](#); [Olsson et al., 2005](#)). Par contraste, les zones ayant subi une réduction de la production de biomasse au cours de la période 2000-2010 sont pour l'essentiel situées dans la partie orientale de la région sahélienne, le long de la frontière entre le Niger et le Mali, à l'Ouest du Niger et le long de la frontière entre le Niger et le Nigéria. Cette dichotomie entre l'Ouest et l'Est en termes de tendance semble récente car aucune des études citées précédemment considérant des fenêtres temporelles plus longues ne fait mention de ce phénomène. [Huber et al. \(2011\)](#) ont cependant noté une tendance à l'augmentation des pluies et à l'humidité du sol suivant un gradient Ouest-Est, mais n'ayant pas d'impact sur les tendances de NDVI.

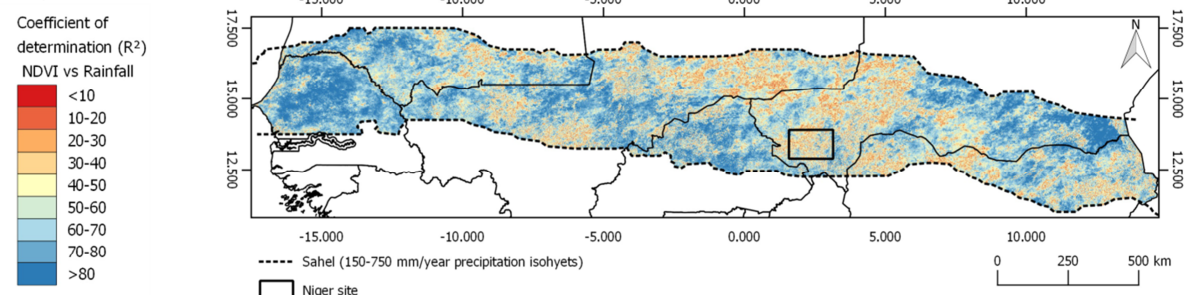
Tableau 14: Distribution des tendances de ΣNDVI et de NDVI-residuals à l'échelle de la région sahélienne et à l'échelle du site du DC entre 2000 et 2010.

		Types de tendance				
		Quadratique Négative	Quadratique Positive	Linéaire Négative	Linéaire Positive	Pas de tendance
Sahel	Tendance ΣNDVI (%)	0.19	0.12	10.20	20.81	68.66
	Tendance NDVI-residuals (%)	0.11	0.04	12.79	11.79	75.25
DC site	Tendance ΣNDVI (%)	3.32	0.00	20.77	9.13	66.76
	Tendance NDVI-residuals (%)	2.75	0.00	18.50	3.03	75.69

a)



b)



c)

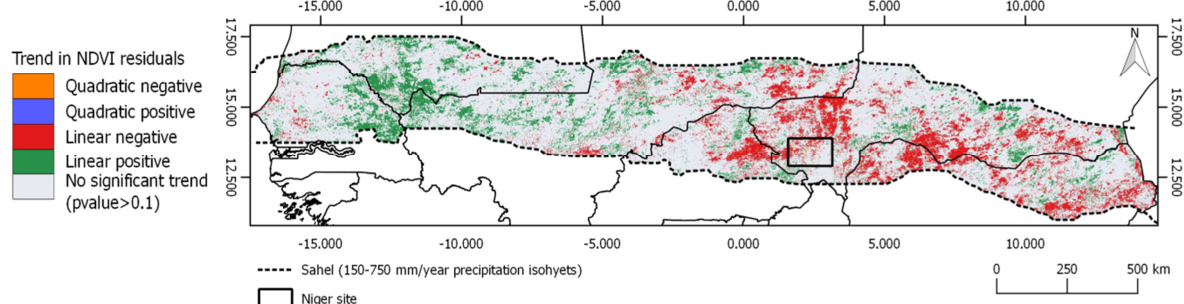


Figure 64: Distribution spatiale à l'échelle du Sahel a) des tendances de \sum NDVI MODIS entre 2000 et 2010; b) du coefficient de détermination \sum NDVI - \sum RAIN (significatif au seuil de 10% pour une valeur de $R^2 > 0.30$), et c) tendance des NDVI-residuals.

A l'échelle du site du DC au Sud-Ouest du Niger

L'analyse à l'échelle du Sud-Ouest du Niger (Figure 65 ; Tableau 14) montre une répartition en termes de tendance différente de celle observée à l'échelle du Sahel :

- Les tendances significatives observées sont principalement négatives, dont 20% sont linéaires signifiant que la période entre 2000 et 2010 a été marquée par une réduction significative de la production de biomasse. Par ailleurs, la comparaison avec d'autres travaux montrent que quelle que soit la période considérée, les données utilisées ou les méthodes statistiques mises en place, le Sud-Ouest du Niger (correspondant à la région de Tillabéry dans laquelle est incluse le site du DC) est marqué par une tendance à une diminution de la production de biomasse :
 - Au moins au cours de la première décennie du 21^{ème} siècle selon les travaux de [Hoscilo et al. \(2014\)](#) qui sont les plus proches de la présente étude et ceux de [Boschetti et al. \(2013\)](#) pour la période 1998-2010.

- Et plus largement depuis le début des années 1980, date du début de la disponibilité des données NOAA AVHRR : [Huber et al. \(2011\)](#) pour la période 1982-2007 ; [Dardel et al. \(2014b\)](#) pour la période 1982-2011 entre autre.
- Les tendances quadratiques négatives représentent près de 3.3% de l'ensemble des pixels du site du DC. Dans leur étude sur les changements dans les tendances de la production de végétation à l'échelle globale entre 1981 et 2011, [de Jong et al. \(2013\)](#) trouvent pour le Sud-Ouest du Niger une inversion de tendance se traduisant par une tendance au verdissement entre 1981 et 2005 suivit par une tendance au brunissement entre 2005 et 2011. Cette inversion de tendance appelée « reversal trend » par les auteurs est équivalente à la tendance quadratique négative utilisée ici (forme convexe dans les deux cas).

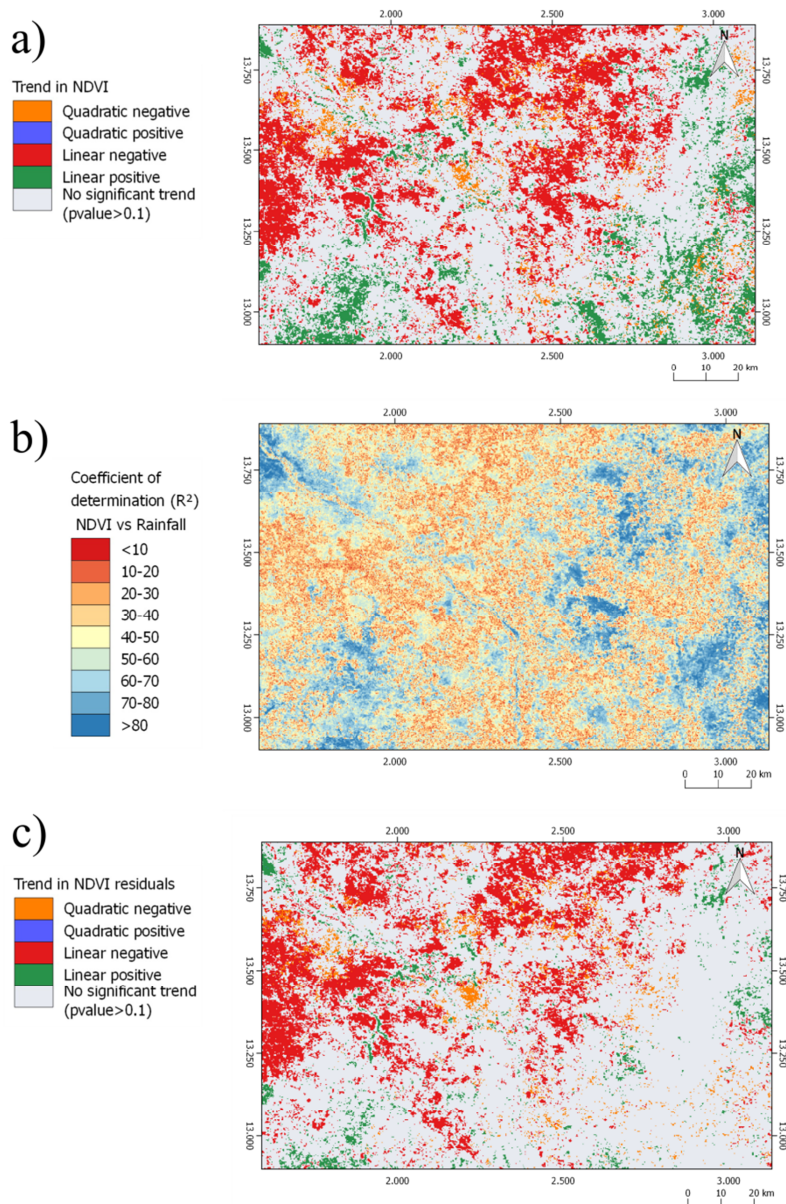


Figure 65: Distribution spatiale à l'échelle du site du DC a) des tendances de Σ NDVI MODIS entre 2000 et 2010; b) du coefficient de détermination Σ NDVI - Σ RAIN b (significatif au seuil de 10% pour une valeur de $R^2 > 0.30$), et c) tendance des NDVI-residuals.

4.1.3. Quelles relations avec la pluviométrie ?

Corrélation Σ NDVI- Σ RAIN

La distribution spatiale de la relation Σ NDVI- Σ RAIN est présentée en Figure 64b pour la région sahélienne et en Figure 65b pour le site du DC (corrélation significative au seuil de 10% pour des valeurs de $R^2 \geq 0.30$). Même si notre période d'étude est courte (seulement 11 ans), la corrélation entre les valeurs de Σ NDVI et celles de Σ RAIN montre là encore une distribution spatiale contrastée.

Les corrélations les plus fortes ($R^2 > 0.50$; couleur bleu) sont observées sur la partie Ouest de la zone sahélienne couvrant une zone s'étendant du Sénégal au Nord du Burkina Faso, tandis que les corrélations basses et non significatives ($R^2 < 0.30$; couleurs orangé-rouge) sont principalement situées au Nord du Mali, au Nigéria et au Sud-Ouest du Niger (voir également Figure 65). La comparaison entre la Figure 64a et la Figure 64b suggère que les changements positifs de la production de biomasse correspondent aux zones présentant une forte corrélation Σ NDVI- Σ RAIN (ex. Sénégal ou Sud Mali) signifiant que les tendances à l'augmentation dans la production de biomasse annuelle pourraient être dues essentiellement à l'augmentation de la pluviométrie.

Cependant, cette dépendance à la pluviométrie n'est pas générale. A l'inverse, les tendances à la réduction de la production de biomasse semblent s'observer sur les zones présentant une corrélation Σ NDVI- Σ RAIN non significative, ce qui est particulièrement visible pour le Niger comme mentionné précédemment par [Fensholt and Rasmussen \(2011\)](#) et notamment pour le site du DC (Figure 65a et Figure 65b). Pour ces zones, cela suggère donc que d'autres facteurs climatiques ou des facteurs liés aux activités humaines jouent un rôle non négligeable dans la production de biomasse. Par exemple, pour les zones les plus septentrionales de la région sahélienne correspondant aux zones les plus arides, les faibles corrélations peuvent s'expliquer à la fois par la distribution très éparse de la végétation et les faibles quantités de pluie annuelle. Pour le reste de la zone d'étude, si l'on considère la disponibilité en eau comme le principal déterminant de la production de biomasse, tout en occultant les autres facteurs potentiels, la faible corrélation Σ NDVI- Σ RAIN peut être due : (i) à une forte dépendance de la production de biomasse à la distribution intra-saisonnière des précipitations plutôt que la quantité de pluie tombée au cours de la saison, (ii) à d'autres facteurs modifiant la RUE (Rain Use Efficiency) tels que les changements d'occupation du sol par exemple ou (iii) à un apport en eau autre que les précipitations. Dans ce dernier cas de figure, pour des zones comme le Delta Intérieur du Niger ou le long du fleuve au Mali, on peut supposer que la production de végétation est moins limitée par les eaux précipitées en raison de flux d'eau exogènes comme cela a déjà été mentionné par [Huber et al. \(2011\)](#).

Analyse des résidus

Les résidus de la relation Σ NDVI- Σ RAIN représentent la part de la variation de la production de biomasse qui n'est pas expliquée par la pluviométrie annuelle, traduisant par conséquent une dégradation ou une amélioration des conditions de production de la végétation induite par d'autres facteurs potentiels. La distribution spatiale des tendances dans les résidus de NDVI est présentée en Figure 64c à l'échelle du Sahel et en Figure 65c à l'échelle du site du DC et la répartition des types de tendance est présentée dans le Tableau 14.

L'analyse des cartes montre que de larges zones de tendance non significative sont observées dans les résidus entre 2000 et 2010 (~75.2%) signifiant que les tendances observées dans les valeurs de Σ NDVI reflètent globalement les tendances des précipitations annuelles (Σ RAIN). Cependant, certaines régions comme l'Est du Sénégal montrent des tendances significatives dans les résidus de NDVI délimitant généralement des espaces uniformes pour lesquelles la production de biomasse est supérieure à ce à quoi l'on pourrait s'attendre si la pluie était le seul facteur. Pour le Sénégal, l'analyse de la Figure 62 sur la différence Σ NDVI Culture - Végétation naturelle suggère que cette

tendance peut être due soit à une intensification des pratiques agricoles soit à une reprise de la végétation naturelle. Comme on pouvait s'y attendre, les régions montrant des tendances négatives significatives dans les résidus de NDVI correspondent étroitement avec les régions pour lesquelles nous n'avions pas observé de relation significative avec les précipitations annuelles. Pour ces zones, cela signifie que l'on observe une réduction dans la production de biomasse par unité de pluie se traduisant par une diminution de la production de biomasse plus importante à ce que l'on pourrait s'attendre si la pluie était le seul déterminant. Dans l'ensemble, nos résultats sont en accord avec ceux de Ibrahim *et al.* (2015) qui ont mis en évidence des zones de tendances négatives dans les résidus principalement sur la partie Est du Sahel au cours d'une période de 30 ans (1982-2012), tandis que les régions présentant des tendances positives ont été principalement détectées à l'Est du Mali et au Sénégal.

A l'échelle du site du DC, l'analyse de la répartition des types de tendance dans les résidus (Tableau 14) montre que près de 24.3% des pixels présentent des tendances significatives dont 21.25% sont des tendances négatives avec 18.5% de tendances linéaires et 2.75% de tendances quadratiques. Certains auteurs comme Anyamba *et al.* (2014) suggèrent que la diminution de la production de biomasse peut être due à des changements d'occupation du sol ou d'utilisation du sol autour de la ville de Niamey. L'analyse conjointe avec la Figure 62 suggèrent alors que dans le cas d'un changement d'occupation du sol, les tendances négatives pourraient s'expliquer par un abandon des surfaces cultivées au profit de la végétation naturelle ou à une mise en jachère des surfaces cultivées se traduisant par une reprise d'une végétation « naturelle » éparse. La quasi-totalité des terres cultivables de la zone étant déjà exploitée et compte tenu des enjeux en matière de sécurité alimentaire pour la zone, il nous semble que la seconde hypothèse est la plus probable. Nous abordons ces questions plus en détail dans la suite du document.

4.2. Quels sont les facteurs de la production de biomasse ?

4.2.1. A l'échelle du Sahel : Classification des facteurs et explications possibles au regard de la littérature

De la description...

Les rôles respectifs du climat (ici la pluie) et des autres facteurs potentiels (autres facteurs environnementaux et facteurs humains) de changement dans la production de biomasse ont été estimés selon l'ensemble de règles définies dans le Tableau 12 en combinant les cartes de tendances de ΣNDVI , de corrélation $\Sigma\text{NDVI}-\Sigma\text{RAIN}$ et de tendances dans les résidus de NDVI. Bien que cette approche soit relativement simple, à notre connaissance aucune étude n'a essayé de distinguer les effets respectifs des deux types de facteurs par une telle démarche en Afrique sahélienne. La Figure 66a montre la distribution spatiale des principaux facteurs de changement dans la production de biomasse, et la Figure 66b leur distribution en fonction du sens du changement (c'est-à-dire en fonction du signe de la pente des tendances de ΣNDVI).

L'augmentation dans la production de biomasse au cours de la période 2000-2010 peut s'expliquer à la fois par le facteur climatique seul (46%) et par une combinaison des deux types de facteurs (44%). L'augmentation induite par le facteur climatique concerne de larges régions à l'Ouest de la zone sahélienne tandis que l'augmentation due à une combinaison de facteurs se retrouve sur une zone bien délimitée spatialement allant du Sud de la Mauritanie à l'Est du Sénégal. La réduction dans la production de biomasse est avant tout due à d'autres facteurs que la pluie seule (50%) et se retrouve dans l'ensemble de la partie Est du Sahel, tandis que la combinaison de plusieurs facteurs compte pour près de 44% des tendances négatives dans les valeurs de ΣNDVI et concerne des zones bien spécifiques comme le Nord du Nigéria ou le Sud du Niger.

La Figure 66c présente un focus sur le site du DC pour lequel on peut observer que l'augmentation de la production de biomasse est restreinte sur quelques zones spécifiques au Sud, Sud-Est de la zone et semble principalement liées aux précipitations (55%). Le reste du site du DC est dominé par une dégradation dans la production de biomasse avec une distinction assez nette entre :

- le Nord-Ouest, incluant la ville de Niamey, où ce sont d'autres facteurs que la pluie qui semblent avoir un rôle prédominant dans les changements observés (54%),
- la région comprise entre la vallée du fleuve Niger et la vallée du Dallol Bosso à l'Est où c'est à la fois les précipitations et la combinaison de plusieurs facteurs qui expliquent la diminution.

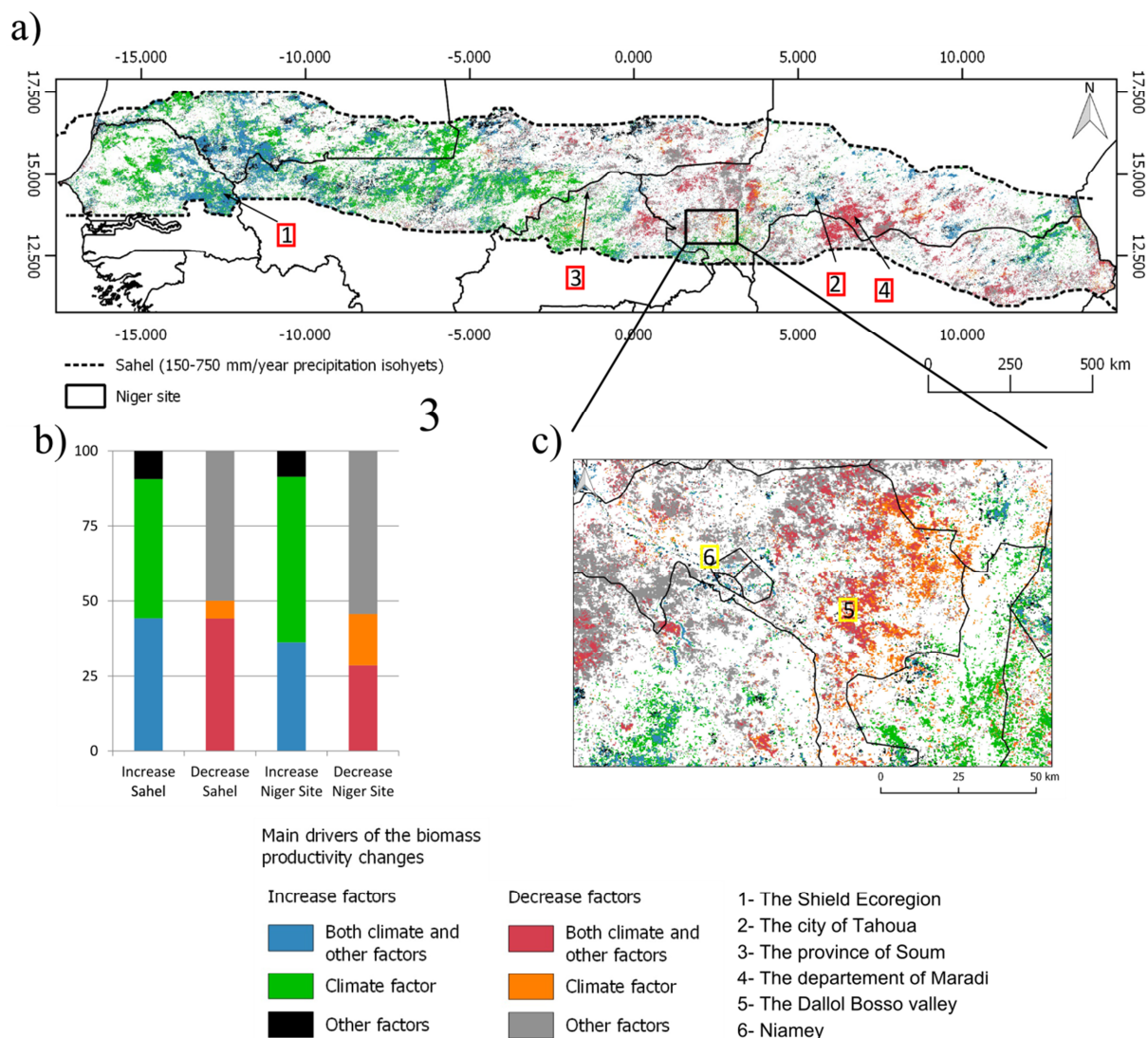


Figure 66: a) Répartition spatiale des principaux facteurs de changement du NDVI pour la région sahélienne; b) distribution des facteurs en fonction du changement (augmentation ou réduction) pour le Sahel et le site du DC ; et c) zoom sur le site du DC. Les sites d'intérêt mentionnés au cours du texte sont indiqués par les chiffres.

... A quelques éléments d'explication

Afin de donner un sens aux résultats que nous venons de présenter, nous avons cherché à étayer notre propos *via* l'analyse de la littérature pour quatre sites spécifiques (numérotés de 1 à 4 sur la Figure 66). Toutes les explications données ici doivent être considérées avec précaution en l'absence de vérifications plus approfondies. Néanmoins, cela peut constituer le point de départ d'études ultérieures.

Zone 1 : Pour la région à l'interface entre le Sénégal, la Mauritanie et le Mali, l'augmentation de la production de biomasse peut s'expliquer par une combinaison de la pluie et d'un ensemble d'autres facteurs. Pour la partie sénégalaise, cela correspond à une partie de l'Ecorégion de Shield (« Shield Ecoregion ») décrite par [Tappan et al. \(2004\)](#) et caractérisée par une faible densité de population et de faibles pressions sur l'environnement se traduisant par un haut degré de biodiversité tant du point de vue de la flore que de la faune. Avec beaucoup de réserve, nous pensons que l'extrême partie Sud de la zone pourrait inclure une partie du Parc National de Niokolo-Koba inscrit au Patrimoine Mondial de l'Humanité. Ainsi, nous supposons que les quantités de pluies relativement importantes que peut recevoir la région et la stabilité des pluies estivales depuis le début des années 2000 ([Funk et al., 2012](#)) associées aux mesures de protection de l'environnement mises en place autour de cet espace de biodiversité peuvent bénéficier à l'augmentation de la couverture végétale.

Zone 2 : Nous avons pu constater au Niger, autour de la ville de Tahoua, une petite région marquée par une augmentation dans la production de biomasse due à une combinaison des deux types de facteurs. Cela correspond plus ou moins à la zone initiale de mise en place du « Projet Keita » en 1982 avec pour objectif d'améliorer la sécurité alimentaire des populations tout en combattant le processus de désertification en encourageant la conservation des sols et de l'eau (mise en place de diguettes, mise en place de barrages), la gestion des ressources naturelles et la reforestation ([Tarchiani et al., 2008](#)). Ce constat avait déjà été fait en 2005 par [Herrmann et al. \(2005\)](#).

Zone 3 : Au niveau de la province de Soum dans le Nord du Burkina Faso pour laquelle une réduction de la production de biomasse est observée et ne semblant pas s'expliquer par le facteur pluie. Cela correspond à la zone d'étude suivie par [Rasmussen et al. \(2014\)](#). Pour ces auteurs, dans la région la plus au Nord de leur zone d'étude, les tendances observées dans les valeurs de $\Sigma NDVI$ sont étroitement dépendantes des éléments du paysage (plateaux et pentes). Une des explications données par les auteurs est une réduction de la couverture boisée probablement due à une augmentation de la pression des pâturages sur les plateaux.

Zone 4 : Le département de Maradi au Niger est aussi une région marquée par une réduction significative de la production de biomasse pour laquelle la pluie ne semble pas être la plus déterminante. Cela semble découler d'un long processus puisque déjà en 2001, [Mahaman](#) avait mentionné un déclin constant de la fertilité du sol due à une intensification des pratiques agricoles qui s'est traduite par des parcelles cultivées en permanence et le quasi-abandon de la pratique de la jachère pourtant nécessaire à la restauration de la fertilité des sols. Par conséquent, ces pertes de fertilité du sol se sont très probablement traduites par une diminution progressive de la production de biomasse.

A part les quatre exemples que nous venons de mentionner pour lesquels des explications potentielles ont pu être trouvées au sein de la littérature scientifique, la méthode développée ici ne permet que de localiser et d'identifier les facteurs principaux de changement dans la production de biomasse, les causes exactes des tendances observées devront être déterminées par des analyses plus détaillées à l'échelle locale, comme ce que nous avons fait sur le site du DC au Niger.

4.2.2. A l'échelle du site du DC : Analyse des facteurs de la production de biomasse

L'analyse menée à l'échelle de la région sahélienne à partir des données MODIS à moyenne résolution spatiale a fait ressortir pour la zone du DC de Niamey au Niger une tendance générale à la diminution de la production de biomasse entre 2000 et 2010. D'après nos résultats, ces tendances ne s'expliqueraient pas par le facteur pluviométrique seul, il apparaît donc probable que les facteurs de la production de biomasse à l'échelle locale soient multiples. Nous avons donc mis en place une étude à l'échelle locale pour essayer d'aller plus loin dans l'interprétation des tendances. Pour ce faire, nous avons identifié 14 variables candidates couvrant 5 grands domaines à partir de l'analyse

de la littérature: le climat, les contraintes naturelles, l'accessibilité, la démographie et les changements d'occupation du sol.

En raison de la faible représentativité des tendances quadratiques positives aussi bien à l'échelle régionale, qu'à l'échelle locale, nous les avons retirées de nos analyses dans la suite de ce chapitre et nous n'avons considéré que les tendances linéaires ainsi que les tendances quadratiques négatives.

Tendances vs Changement d'occupation du sol

Nous avons dans un premier temps regardé la dynamique de l'occupation du sol en fonction des types de tendance (Figure 67; Tableau 15). Nous pouvons voir que parmi les tendances significatives, les tendances négatives linéaires sont prédominantes pour l'ensemble des classes excepté pour les zones connaissant une reprise de la végétation naturelle (Tableau 15). Ceci est particulièrement visible pour les plateaux qui connaissent une forte réduction de la production de biomasse (32%), pour les pentes dégradées (36%) ainsi que pour les zones de régression des surfaces cultivées (25%).

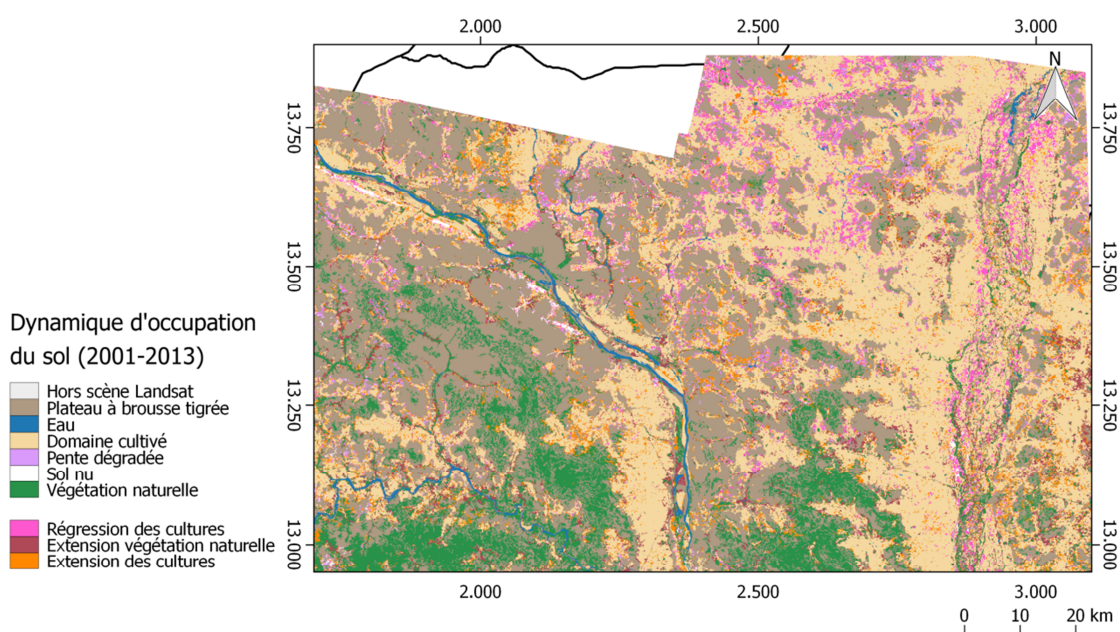


Figure 67: Cartographie des dynamiques d'occupation du sol entre 2001 et 2013.

Tableau 15: Distribution des classes d'occupation du sol et de changement entre 2001 et 2013 en fonction des types de tendance.

		Trend types			
		Quadratique Négative (3.22%)	Linéaire négative (20.77%)	Linéaire positive (9.13%)	Pas de tendance (66.76%)
Pas de changement	Plateau (34.45%)	4	32	5	59
	Eau (1%)	1	11	12	76
	Surfaces cultivées (35.40%)	3	12	9	76
	Pentes dégradées (2.05%)	4	36	4	56
	Sols nus (0.90%)	4	19	9	68
	Végétation naturelle (12%)	1	17	16	66
Changement	Régression des cultures (3.82%)	4	25	6	65
	Extension des surfaces naturelles (5.35%)	3	12	16	70
	Extension des cultures (5.13%)	3	16	10	71

L'analyse de la Figure 67 montre que la régression des surfaces cultivées (que nous avons définie comme la conversion des terres cultivées en sol nu ou pentes dégradées) a principalement eu lieu dans le Nord-Est de la zone, tandis que la mise en culture de nouvelles terres a principalement eu lieu dans les espaces disponibles entre les plateaux cuirassés et au Sud dans la vallée de Dallol Bosso. Conformément à ce qui a été montré en Section 4.1.1, la régression des surfaces cultivées conduit à une diminution de l'indice de végétation (25%). En revanche, contrairement à ce que nous aurions pu nous attendre au vu des résultats de cette même section, nous observons une tendance à la réduction de la production de biomasse pour près de 16% des pixels présentant une extension des cultures. L'espace agricole étant saturé, nous pensons que la mise en culture des nouvelles terres se fait sur des espaces les moins propices au développement des cultures, pouvant donc dans ce cas se traduire par une diminution de la production de biomasse. Toutefois, cette hypothèse nécessite d'être vérifiée.

Nous avons mis en évidence que les tendances négatives, notamment linéaires, se trouvent principalement sur les plateaux ainsi que sur les pentes. Dans notre zone d'étude, mais également dans l'ensemble du Sahel, les plateaux latéritiques sont recouverts de brousses tigrées, une formation végétale qui consiste en l'alternance de bandes de végétation plus ou moins dense et de bandes de sol nu ou d'une strate herbacée basse. Dans des études précédentes comme celles de [Brinkmann et al. \(2012\)](#) ou [Leblanc et al. \(2008\)](#), il avait été montré une tendance à la dégradation de la brousse tigrée sur les plateaux dans la zone de Niamey depuis le début des années 1960 et généralement loin de centres villageois et des rivières. Nous illustrons en Figure 68 ce processus de long terme en complétant la série temporelle de photographies aériennes utilisées dans le cadre des travaux de [Leblanc et al. \(2008\)](#) et montrons une rétractation de la brousse tigrée entre 1992 et 2011. Une cause possible de cette dégradation de la brousse tigrée est la surexploitation du bois de chauffe et de construction pour alimenter la ville de Niamey et satisfaire la demande pour cette source d'énergie. Par conséquent, les projections démographiques au niveau du Niger, avec une population estimée à 66 millions en 2050 ([FEWS NET, 2014](#)), en conjonction avec une augmentation de la population urbaine, vont probablement continuer à accentuer les pressions sur ces formations végétales. Par ailleurs, la coupe et la vente de certaines essences forestières présentes sur les plateaux font également partie des stratégies de survie en période de pénurie alimentaire. Ces espaces qui *a priori* n'ont pas de lien direct avec la sécurité alimentaire demandent donc une attention toute particulière en termes de suivi en raison des enjeux tant environnementaux qu'humains qui en découlent. En 1994, on estimait que la zone de prélèvement du bois s'étendait dans un rayon de 30 à 50 km autour de la ville de Niamey, aujourd'hui celle-ci pourrait atteindre 100 km ([Pierre et al., 2012](#); [Spaeth and Francis, 1994](#)).

En plus de la surexploitation du bois, la brousse tigrée est également encline à du surpâturage résultant à la fois d'une réduction de la disponibilité en terre pastorale dans les espaces de plaine en raison de l'augmentation des terres agricoles et d'une augmentation du cheptel ([Hiernaux et al., 2009a](#)). Selon l'Institut National de la Statistique du Niger, le cheptel de la région de Tillabéri était estimé à 4791 de milliers de têtes en 2006 et atteignait les 5800 milliers de têtes en 2011 ([INS, 2014](#)). Ce processus de réduction des formations boisées sur les plateaux dû à la collecte du bois et au pâturage est un problème commun à des nombreuses régions d'Afrique sahélienne ([van Vliet et al., 2013](#)), par exemple autour de la ville de Sikasso au Mali ([Brinkmann et al., 2012](#)) ou encore dans le Ferlo au Sénégal ([Brandt et al., 2014a](#)).

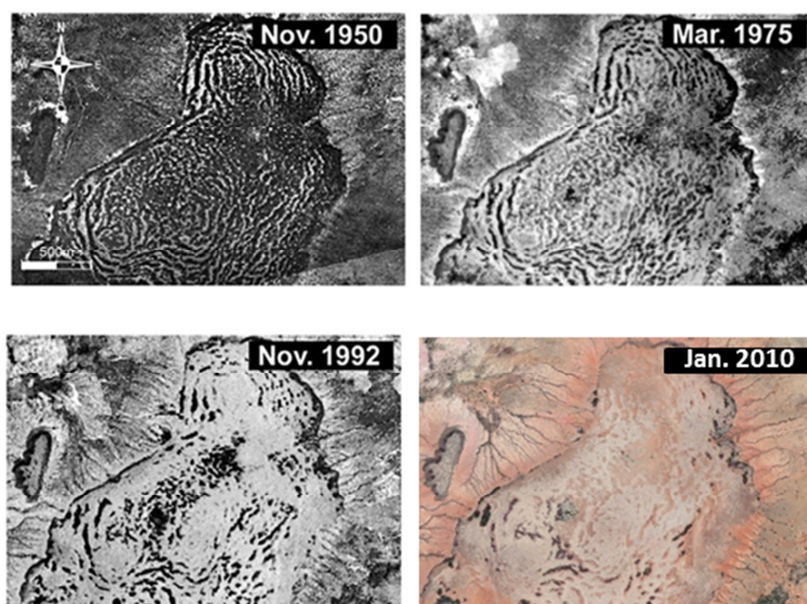


Figure 68: Exemple de dégradation de la brousse tigrée sur les plateaux autour de Niamey observée par photographies aériennes de 1950, 1975 et 1992 dans le cadre des travaux de Leblanc *et al.* (2008) et par une image GoogleEarth © de janvier 2010.

Pour les tendances positives dans les valeurs de ΣNDVI , celles-ci concernent principalement la végétation naturelle (16%) ainsi que les zones ayant connu une reprise de la végétation naturelle (16%) et dans une moindre mesure les surfaces cultivées (à la fois sans changement ou nouvellement mises en culture au cours de la période). L'augmentation de la production de biomasse à la fois pour la végétation naturelle ou pour les cultures peut être une conséquence directe de la dégradation de la brousse tigrée car cela a très probablement favorisé les ruissellements de surface en raison d'une augmentation de la présence de sols nus et une disponibilité d'eau plus importante dans les vallées pour la croissance de la végétation (Galle *et al.*, 1999).

Pour les autres types de surface, il est difficile d'établir une quelconque relation entre les tendances du NDVI et la dynamique de l'occupation du sol en raison soit d'une faible représentativité de certaines classes comme les sols nus, soit de l'absence de tendance nette. Il est par exemple intéressant de noter que les surfaces cultivées en grande partie n'ont pas subi de changement significatif en termes de production de biomasse entre 2000 et 2010 ce qui peut être vu comme une problématique importante dans un contexte de croissance démographique impliquant une nécessité d'augmenter la production agricole. Dans la zone du DC, l'utilisation du sol est très dynamique et se caractérise par une augmentation des périodes de mise en culture des parcelles et une réduction des périodes de jachères, augmentant la fréquence de changements entre les périodes de culture et les périodes de jachères depuis le début des années 1950 (Hiernaux *et al.*, 2009a; Loireau, 1998). Dans notre processus de classification, nous avons considéré le domaine cultivé dans son ensemble, incluant à la fois les cultures et les jachères. Par conséquent, ces changements fréquents dans les pratiques culturales peuvent influencer la variabilité interannuelle de la production de biomasse et peuvent être vus comme une absence de tendance significative.

Autres facteurs à partir des sorties de RandomForest

La précision du modèle RandomForest obtenue par validation externe est de 72%. La Figure 69 présente les 5 premières variables d'importance pour la classification (globale et par classe de tendance) et la Figure 70 illustre la représentation spatiale des variables d'importance dans le modèle global. De façon générale, les mêmes variables d'importance ressortent pour chacune des classes de tendance prises individuellement (Figure 69), avec à chaque fois une contribution

importante de la pluviométrie annuelle, de la distance aux villes/villages et de la distance à la rivière. Cependant, les tendances linéaires négatives se différencient légèrement en raison de l'importance de la toposéquence ainsi que des changements d'occupation du sol comme nous avons pu le voir précédemment.

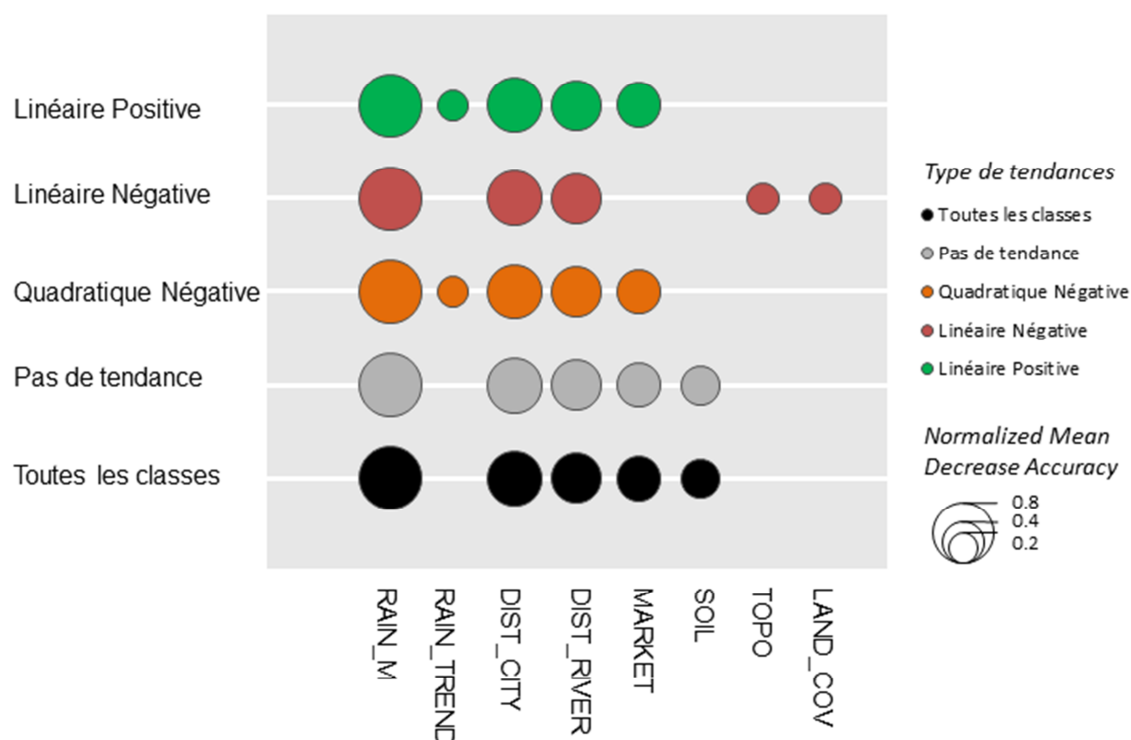


Figure 69: Diagramme boursier montrant l'importance des cinq premières variables dans le modèle RandomForest en fonction des types de tendances de Σ NDVI observées pour le site du DC. L'importance est représentée par des cercles proportionnels. Voir le Tableau 13 p.152 pour les abréviations.

L'analyse de la Figure 69 montre que la pluviométrie moyenne annuelle est le principal facteur pour la discrimination des différentes classes de tendance du NDVI entre 2000 et 2010. Dans les environnements semi-arides comme au Sahel, la pluviométrie est un facteur important dans la croissance de la végétation et la production de biomasse. Cependant, à l'échelle régionale, nous avons mis en évidence une très faible corrélation entre la pluviométrie et les tendances du NDVI pour le site du DC. Par conséquent, si nous pouvions nous attendre à ce que les variables en lien avec la pluie soient un des facteurs importants, un tel poids n'était pas forcément attendu. Compte tenu de la précision spatiale des données TRMM3B43 (0.25°) conduisant à gradient pluviométrique très marqué (Figure 70a), des incertitudes subsistent cependant sur la fiabilité de ces résultats en raison de l'effet très structurant que peut avoir cette information.

Nous notons par ailleurs que les 4 autres variables d'importance n'ont pas de lien avec le climat. Il s'agit, par ordre décroissant d'importance, de la distance aux villes/villages de plus de 1000 habitants, la distance à la rivière, la distance aux marchés urbains de plus de 20 000 habitants ainsi que du type de sol. Ces résultats renforcent l'idée que les activités humaines autant que les conditions environnementales (disponibilité en eau ou fertilité du sol) jouent un rôle déterminant dans la production de biomasse. Ceci nous permet également de confirmer les hypothèses qui ont été émises en Section 4.1.1 à partir de notre démarche de classification mise en place à l'échelle régionale et de justifier la pertinence de cette démarche comme premier moyen d'estimation des rôles relatifs de la pluviométrie et des autres facteurs dans les changements de la production de biomasse.

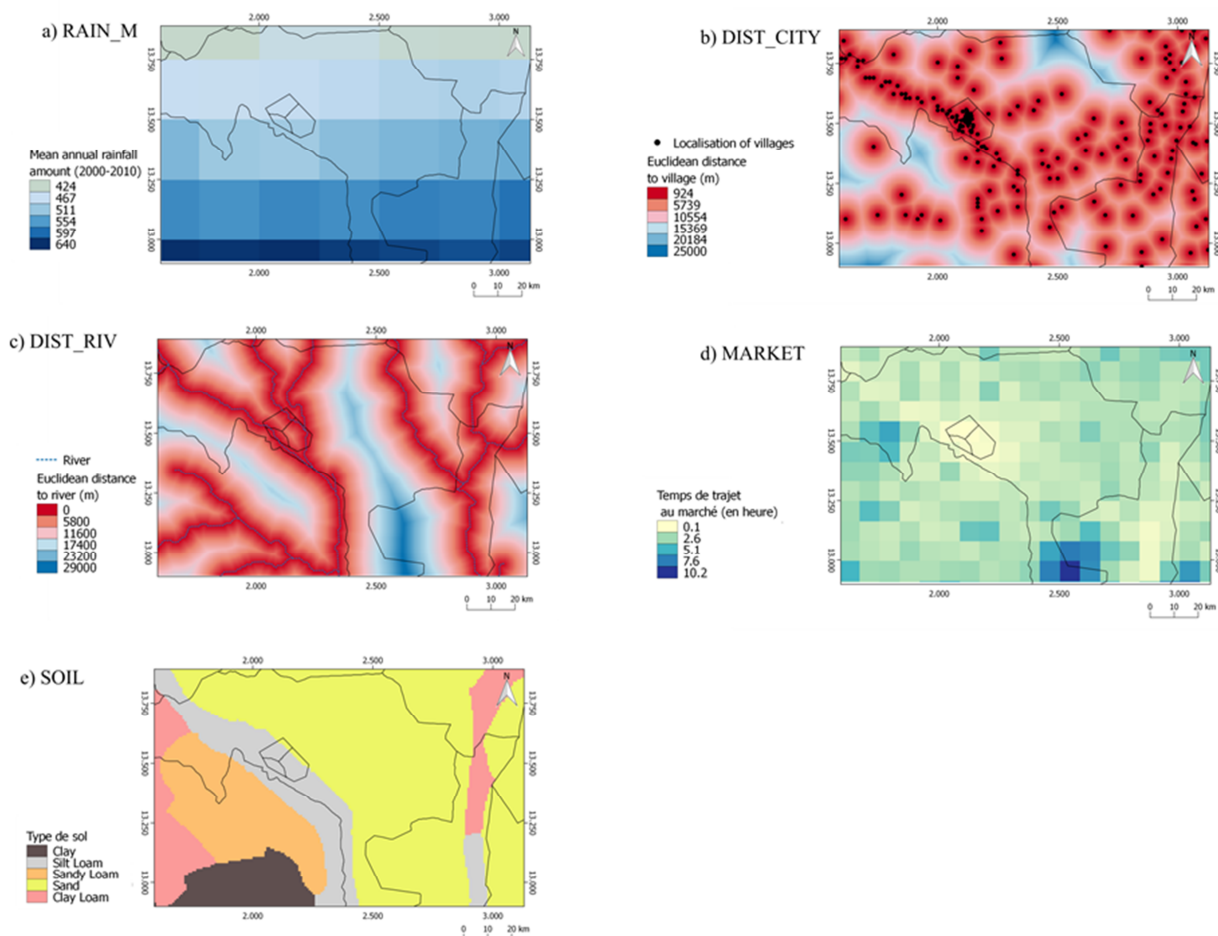


Figure 70: Représentation des 5 premières variables d'importance pour le modèle globale de classification des types de tendance d'après RandomForest. Voir le Tableau 13 pour les abréviations.

L'analyse du Tableau 15 montre que 19% des surfaces cultivées en 2013 (surface cultivées sans changement [9%] et surfaces mises en culture au cours de la période [10%]) se caractérisent par des tendances positives. L'importance des facteurs d'accessibilité suggèrent alors que ces derniers sont des variables clés pour le développement des activités agricoles ou l'intensification des pratiques agricoles au travers notamment de l'expansion des parcelles irriguées. La réduction des coûts de transport et une meilleure accessibilité aux marchés urbains peuvent faciliter notamment l'achat de semences ou la vente des récoltes. Enfin, [San-Emeterio et al. \(2013\)](#) font également référence à une densification de la végétation ligneuse dans le Dallol Bosso ainsi que dans les bas-fonds entre 1965 et 2010 en lien avec le développement des jardins potagers irrigués, ce qui peut impacter positivement la production de biomasse.

4.3. Discussion générale sur la démarche

Plusieurs limites à ces travaux peuvent être mises en avant.

Premièrement, dans le cadre de cette étude, nous avons considéré le NDVI intégré sur l'année (Σ NDVI) comme un indicateur quantitatif de la productivité biologique et donc de dégradation ou d'amélioration de la production végétale. En outre, un certain nombre d'études récentes ont mis en évidence que des changements dans la biodiversité ou dans la composition floristique pouvaient quantitativement conduire à une tendance au verdissement, mais qualitativement ne pas se traduire par une amélioration ([Brandt et al., 2015](#); [Herrmann and Tappan, 2013](#)). Plus concrètement, au Sénégal et à partir d'observations terrain, [Herrmann and Tappan \(2013\)](#) ont trouvé par exemple une

réduction de la richesse des espèces ligneuses malgré une tendance au verdissement observée à partir des données NOAA AVHRR. Ces types de changement sont cependant nécessaires à prendre en considération dans l'estimation du fourrage disponible pour le bétail notamment quand ils se traduisent par une transformation vers des espèces non-comestibles. Ces mêmes auteurs ont également montré dans une étude ultérieure reliant les tendances observées par les données AVHRR avec la perception qu'ont les populations sur la production de végétation, qu'il n'y avait pas de corrélation entre ces deux sources d'information (Herrmann *et al.*, 2014). Si l'on extrapole les précédents constats à la sécurité alimentaire, cela sous-entend également que le lien entre le Σ NDVI et la disponibilité alimentaire est loin d'être direct. Par conséquent, il faut garder à l'esprit que l'utilisation d'indicateurs comme le Σ NDVI ne permet pas de retranscrire la complexité des processus de surface sous-jacents.

Deuxièmement, à la fois pour l'étude à l'échelle régionale et à l'échelle locale, la pertinence de notre démarche peut être remise en question par les incertitudes sur les données utilisées, notamment au regard des différences de résolutions spatiale et temporelle et de l'utilisation de type différent de données géo-spatiales (ex. données ponctuelles, données continues, de 30 m à 25 km de résolution spatiale). Ceci est d'autant plus vrai que nous nous trouvons dans un environnement particulièrement complexe caractérisé par une forte hétérogénéité spatiale des paysages, mais également des processus biophysiques. Dans tous les cas, l'objectif de notre travail ici était surtout de donner un cadre conceptuel pour l'analyse des dynamiques de la production de biomasse de l'échelle régionale à l'échelle locale. Nous pourrions appliquer cette démarche dès que des données de meilleure qualité et avec une meilleure résolution spatiale seront disponibles.

Troisièmement, le sentiment général qui émerge à la suite de ce travail, et déjà pointé par de nombreux autres travaux (ex. Brandt *et al.*, 2014b; Herrmann *et al.*, 2005b; Nutini *et al.*, 2013; Rasmussen *et al.*, 2014), est la nécessité d'avoir des données d'observations au sol pour valider les tendances et vérifier la pertinence des facteurs potentiels que nous avons identifiés. Cet aspect est également un problème majeur dans les études menées à l'échelle locale sur les facteurs de LULCC où beaucoup des conclusions faites restent purement narratives en raison de l'absence d'observations quantitatives (van Vliet *et al.*, 2013). En outre, la validation des tendances nécessite des séries temporelles de données de biomasse *in situ* avec des résolutions spatiale et temporelle suffisantes pour rendre la comparaison avec les observations satellitaires pertinente. A notre connaissance il existe aujourd'hui peu de bases de données cohérentes de ce type. Nous avons relevé celle du CSE (Centre de Suivi Ecologique) comportant des données de biomasse collectées entre 1987 et 2013 au Sénégal (Brandt *et al.*, 2015, 2014b) ou la base de données ILRI (international Livestock Research Institute)/AMMA-CATCH) incluant des données d'observation au sol pour différents types de végétation pour un site au Mali (1984-2011) et pour un petit site au Sud-Ouest du Niger (1994-2011) compris dans le site du DC (Hiernaux *et al.*, 2009a, 2009b). Pourtant, pour vérifier si la tendance à la rétractation des espaces de brousse tigrée sur les plateaux est induite par le surpâturage ou la surexploitation des formations ligneuses pour le chauffage, des informations spatialisées et quantitatives sur les cheptels et le commerce du bois sont nécessaires. De plus, nous pensons que les connaissances locales (à la fois expertes et vernaculaires) sont une source d'information inestimable pour l'interprétation des tendances, mais qui reste cependant largement sous-exploitée dans les études de télédétection (Mbow *et al.*, 2015). Dans un environnement complexe et changeant comme au Sahel, les savoirs locaux pourraient par exemple contribuer à la détermination des régions pour lesquelles on a effectivement noté une amélioration/dégradation des conditions de production de la végétation, participer au développement d'indicateurs de la dynamique de la biomasse plus efficaces ou encore orienter les réflexions sur les causes des changements et le fonctionnement des écosystèmes.

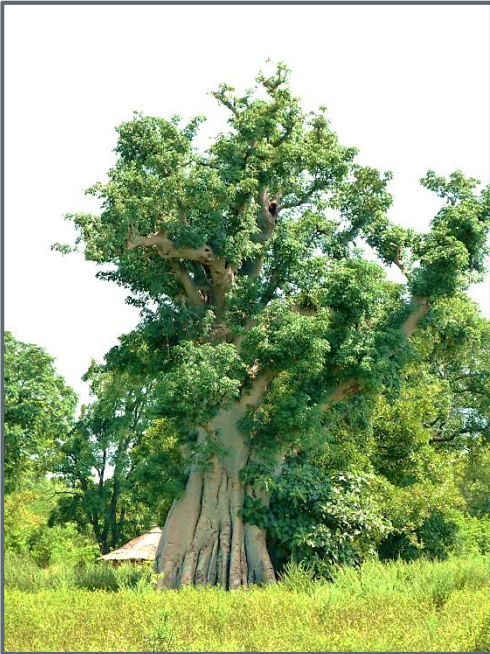
Enfin, au-delà des aspects méthodologique et théorique, ce qu'il faut retenir avant tout c'est que les processus sous-jacents aux dynamiques de la production de biomasse sont éminemment complexes,

résultants de l'interaction entre des facteurs biophysiques, socio-économiques et même culturels. Les relations entre la production de biomasse et les processus sous-jacents changent à la fois dans l'espace et dans le temps et sont loin d'être linéaires. A l'échelle régionale, les études menées sur les 30 dernières années montrent un verdissement linéaire, tandis que considérant une période de 11 années nous avons distingué des formes plus complexes à l'échelle régionale et locale avec à la fois des tendances au verdissement et brunissement. En outre, nos résultats ont également montré que l'on ne pouvait pas donner d'explications simples concernant les facteurs de production de la biomasse ni à l'échelle locale et encore moins à l'échelle régionale où nous avons mis en évidence que les changements qu'ils soient positifs ou négatifs résultent principalement d'une combinaison de facteurs. Par exemple, si l'on considère seulement le facteur climatique, les précipitations peuvent avoir à la fois un impact direct (ex. dégradation de la végétation après une sécheresse prolongée) ou indirect (ex. changements dans la composition floristique ou dans l'utilisation du sol) (Geist and Lambin, 2004). Le dernier cas est beaucoup plus compliqué à mettre en évidence qu'il n'y paraît. De plus, considérant les facteurs uniquement liés aux changements d'occupation du sol ou dans les pratiques de gestion, nous avons montré dans le cadre de cette étude et en accord avec celle de Bégué *et al.* (2011) que l'interprétation des tendances de NDVI doit être faite avec précaution puisque la même transition d'un type d'occupation du sol à un autre peut conduire aussi bien à une augmentation qu'à une réduction de la production de biomasse en fonction des zones climatiques.

Bilan : Vers une meilleure compréhension des dynamiques de la production de biomasse

- ✓ Depuis l'avènement des données à moyenne résolution spatiale au début des années 1980, de nombreuses études ont été menées au Sahel avec pour objectif de caractériser la dynamique de la végétation, mais peu en revanche ont essayé d'analyser les tendances au regard d'une combinaison de facteurs à l'échelle régional ou locale.
- ✓ A l'opposé des études régionales, les études menées à l'échelle locale sur les LULCC se sont au contraire attachées à relier ces changements à une diversité de facteurs.
- ✓ Nous avons ici développé une approche originale afin d'aller plus loin dans l'analyse des facteurs déterminants de la production de biomasse, de l'échelle régionale à l'échelle locale, en tirant profit des méthodes déjà existantes pour les deux approches précédentes.
- ✓ A l'échelle régionale, en analysant les tendances de NDVI MODIS en relation avec la pluviométrie estimée par les données TRMM, nous avons mis en place un nouveau système de classification permettant de mieux prendre en considération les rôles respectifs des principaux déterminants. Nous avons mis en évidence que si la pluviométrie est un facteur prépondérant à l'augmentation de la production de biomasse (46%), la diminution de la production de biomasse est induite principalement par d'autres facteurs que la pluie (50%) ou une combinaison de facteurs incluant la pluie (44%).
- ✓ Pour aller plus loin, à l'échelle du site du DC au Niger, nous avons mis en relation les tendances observées à l'échelle régionale avec un ensemble de facteurs potentiels couvrant cinq domaines (climat, contraintes naturelles, accessibilité physique, démographie et le changement d'occupation du sol) à partir d'un modèle RandomForest. Nous avons vu que les plateaux latéritiques sont particulièrement enclins à une dégradation de la brousse tigrée en raison d'une surexploitation des essences ligneuses et du surpâturage. Par ailleurs, avec la pluviométrie, les facteurs d'accessibilité physique sont aussi les variables les plus importantes pour la discrimination des différents types de tendances.

« L'arbre sur la colline pense qu'il est plus grand que les autres » (proverbe malien)



Conclusion

Conclusion

En Afrique de l'Ouest, la principale source d'alimentation des ménages ruraux repose sur l'autoconsommation et dépend en grande partie des cultures pluviales traditionnelles comme le sorgho ou le mil, et depuis le début des années 2000, le maïs. Dans un contexte changeant du point de vue environnemental et humain, la mise en place d'un suivi régulier et efficace du déroulement de la campagne agricole ainsi que des impacts potentiels des aléas, notamment climatiques, sur la production agricole et la disponibilité alimentaire est nécessaire pour assurer la sécurité alimentaire des populations. C'est dans ce cadre que les systèmes d'alerte précoce (SAP) œuvrent avec un double objectif : détecter les crises potentielles (rôle d'alerte) et effectuer un suivi sur le long terme pour évaluer la vulnérabilité structurelle des populations en matière d'alimentation (rôle de surveillance). Hormis pour le suivi des conditions agroclimatiques et pour la détection des anomalies de croissance à partir du NDVI, la télédétection est aujourd'hui peu employée dans les SAP quand bien même les résultats de la recherche montrent que l'on peut suivre les surfaces cultivées, estimer les rendements au moins à une échelle régionale. Nous expliquons en partie cette sous-utilisation par la difficulté à appliquer des méthodes développées majoritairement pour des agricultures du Nord, au contexte très particulier de l'agriculture africaine : agriculture familiale caractérisée par de petites parcelles, forte variabilité inter- et intra-parcellaire, régimes pluviométriques entraînant une quasi-synchronisation du développement phénologique de la végétation naturelle et de la végétation cultivée, forte nébulosité pendant la saison des cultures, faible densité et qualité du réseau d'observations au sol, etc.

Dans ce contexte difficile, nous avons exploré au cours de ce travail de thèse de nouvelles pistes méthodologiques adaptées au contexte africain pour le suivi de la production agricole à l'échelle régionale à partir des données de télédétection à moyenne résolution spatiale. Ainsi, cette thèse s'est principalement attachée à répondre à trois sous-objectifs portant respectivement sur le suivi des surfaces cultivées, le suivi des rendements, et le suivi de la production de biomasse à moyen terme et ses déterminants. Les principaux résultats obtenus au cours de ce travail sont synthétisés ci-après sous forme de contributions méthodologiques et thématiques de la thèse.

Les contributions de la thèse

Contributions méthodologiques et scientifiques

Sur le suivi des surfaces cultivées

Localiser précisément à l'échelle régionale les surfaces cultivées est un préalable à de nombreuses applications dans le domaine de la sécurité alimentaire. Les produits globaux d'occupation du sol constituent *a priori* une source d'information intéressante pour isoler le domaine cultivé et ainsi mieux cibler le suivi du déroulement de la campagne pour les SAP. Dans ce contexte, il convient d'évaluer la précision des classes agricoles de ces produits globaux en proposant une approche différente de l'inter-comparaison de produits généralement pratiquée. Ce premier point a été traité dans le Chapitre III au cours duquel nous avons évalué la qualité du produit annuel MODIS Land Cover (MCD12Q1) pour l'estimation et la localisation des surfaces cultivées.

La principale originalité de notre travail réside dans la mise en place d'**une méthode de spatialisation des incertitudes** sur l'attribution d'une classe d'occupation du sol pour un pixel donné. Cette méthode est basée sur la relation existante entre la fragmentation des paysages agricoles et la précision du produit étudié et a montré une différence de précision entre l'Ouest (précision utilisateur ~ 0.50 en moyenne) et l'Est (précision utilisateur < 0.40 en moyenne) de notre zone d'étude, en fonction notamment des différents systèmes de production. A notre connaissance, c'est

la première fois qu'est produite une cartographie à l'échelle des pixels de la précision d'un produit global.

La méthode que nous avons développée est facilement reproductible et pourrait être appliquée à d'autres produits globaux existants afin d'obtenir une évaluation cohérente et homogène des différents produits et ce quel que soit leur résolution spatiale. De plus, nous avons vu qu'avec la multiplication des produits globaux, la tendance actuelle est à **la création de produits « hybrides »** obtenus en sélectionnant pour une zone donnée le produit qui a la meilleure précision globale, ou pour un pixel donné, la classe majoritaire parmi les différents produits. La méthode proposée dans cette thèse pourrait fournir un nouveau critère de qualité dans la constitution de ces produits hybrides en ne gardant que les pixels avec la meilleure précision estimée.

Enfin, la carte que nous avons obtenue peut également permettre de **mieux orienter les développements** pour les futures versions du produit MODIS Land Cover. Nous avons montré que la précision était fonction des systèmes de production qui induisent une organisation et donc une fragmentation des paysages spécifiques. Une meilleure performance du produit MODIS pour les systèmes agro-pastoral à base de mil-sorgho (précision utilisateur = 0.52), mixte céréales-racines (précision utilisateur = 0.48) et irrigué (précision utilisateur = 0.67) a notamment été soulignée. Pour améliorer le produit il serait donc intéressant (1) d'augmenter le nombre de points d'entraînement et de validation des algorithmes pour les régions qui ont une moins bonne précision, et (2) d'orienter les développements méthodologiques spécifiques adaptés à chaque système de production. La méthode de la frontière de Pareto, mise en œuvre dans cette étude pour séparer et quantifier la part d'erreur de la classe culture directement imputable à l'algorithme de classification de la part d'erreur incompressible due à la résolution du capteur et la taille/forme des parcelles, pourrait être utilisée pour déterminer une résolution « optimale » pour la cartographie des surfaces cultivées en fonction des systèmes de production.

Sur l'estimation des rendements céréaliers

Pour fournir une estimation des rendements en fin de la campagne agricole (3 à 6 mois après les récoltes), les systèmes d'alerte précoce se basent essentiellement sur des enquêtes agricoles annuelles. En cours de campagne agricole, la prévision des rendements est effectuée de manière qualitative par l'analyse des anomalies de croissance dérivées de données de télédétection, ou de manière quantitative à partir de modèles agro-météorologiques. Dans ce dernier cas, les simulations sont faites ponctuellement à partir de données météorologiques et dépendent largement de la qualité de ces observations et de la disponibilité d'autres données d'entrée du modèle. Dans ce cadre, la télédétection semble être un outil adapté pour permettre une estimation des rendements céréaliers qui soit continue dans l'espace (donc spatialisée) et en temps opportun pour permettre la mise en place de l'aide alimentaire, si nécessaire, dans des délais raisonnables. Une des solutions envisageables pour la spatialisation des rendements serait de coupler la télédétection *via* des variables biophysiques comme le LAI avec des modèles de culture. Cependant, en raison de la complexité des paysages agricoles africains et de la résolution spatiale des données utilisées pour le suivi de l'agriculture à l'échelle régionale, nous pensons cette approche peu réaliste en Afrique de l'Ouest car elle nécessite d'avoir des pixels « purs » de culture. Dans ce contexte, le Chapitre IV s'est attaché à tester deux approches différentes pour l'estimation des rendements céréaliers à partir des données de télédétection et d'un modèle de culture, le modèle SARRA-H.

Pour le suivi des rendements, nous avons mis en place un **modèle empirique** simple et robuste **d'estimation des rendements combinant un indice de végétation** (le NDVI) **avec un indice de stress hydrique** (le CWSI). Pour ce faire, nous avons cherché à estimer chacune des composantes de l'équation du rendement, à savoir la biomasse et l'indice de récolte qui permet de traduire l'efficacité de la conversion des assimilats en grain. Les modèles statistiques développés à partir des données de télédétection sont généralement basés uniquement sur le NDVI supposant une relation

linéaire directe entre le NDVI et les rendements. Cependant, cette hypothèse n'est vraie que si l'indice de récolte est constant, ce qui est rarement le cas. L'indice de récolte varie dans le temps et dans l'espace en fonction des espèces cultivées, des conditions environnementales ou de la disponibilité en eau et éléments nutritifs. Pour la région sahélienne, l'indice de récolte est particulièrement dépendant de la disponibilité en eau, ce qui justifie donc sa mise en relation avec un indice de stress hydrique comme le CWSI. Nous avons montré que notre modèle basé sur la combinaison du NDVI et du CWSI permettait de mieux retranscrire la variabilité interannuelle des rendements qu'un modèle basé sur le NDVI seul ($r=0.82$ vs $r=0.59$). En utilisant le NDVI pour estimer la biomasse d'une part et le CWSI comme indicateur de l'indice de récolte d'autre part, le modèle que nous avons mis en place est plus robuste que les relations statistiques établies entre NDVI et rendement car il prend mieux en compte les processus éco-physiologiques sous-jacents.

Par ailleurs, notre modèle a été calibré à partir des sorties du modèle de culture SARRA-H validé pour les céréales sèches en zone sahélienne. Au vu des résultats obtenus, **l'utilisation conjointe d'un modèle de culture** (dès lors qu'il a été validé) avec la télédétection peut être pertinente pour l'estimation des rendements et de leur variabilité interannuelle, notamment pour les régions pour lesquelles des données d'observations au sol ne sont pas disponibles. Cependant, parce que calibré sur un modèle de culture qui simule les rendements atteignables et non les rendements réels, et en l'absence de données de terrain, les rendements obtenus à partir de notre modèle « télédétection » sont plus élevés que les rendements donnés par les statistiques agricoles. Ceci montre, si cela était encore nécessaire, l'importance d'avoir des données d'observation au sol en conditions paysannes qui soient cohérentes dans le temps et dans l'espace pour calibrer tout modèle de télédétection. Toutefois, nous avons montré que le modèle « télédétection » permettait de mieux retranscrire la variabilité interannuelle des rendements qu'un modèle basé sur le NDVI seul ou que les rendements simulés par SARRA-H. Enfin, nous avons également montré qu'il semble aujourd'hui encore difficile d'envisager des estimations de rendements à partir de la télédétection à une échelle spatiale fine telle que celle des villages, en raison notamment des nombreuses sources de bruits dans les séries temporelles d'indice de végétation.

Sur le suivi de la dynamique de la production de biomasse et de ses déterminants

Si la télédétection est aujourd'hui principalement utilisée dans le cadre des systèmes d'alerte précoce pour traiter des questions d'insécurité alimentaire conjoncturelle, il est apparu, notamment suite à la crise de 2004/2005 au Niger, que la gestion des crises alimentaires doit également passer par une meilleure articulation entre l'insécurité alimentaire structurelle et l'insécurité alimentaire conjoncturelle (IRAM, 2007) afin de mettre en œuvre des politiques et mesures d'atténuation adaptées et durables. Dans ce cadre, l'identification des zones de changements persistants en termes de production de biomasse (à la fois cultivée et naturelle) et la compréhension des facteurs déterminants de ces changements est une étape indispensable pour localiser les populations les plus vulnérables et mettre en place des mesures spécifiques à chaque région. La télédétection, à travers la disponibilité d'archives de près de 15 années (pour les données MODIS) de séries temporelles d'indices de végétation comme le NDVI, permet de suivre de façon continue dans l'espace et le temps les couverts végétaux et peut donc contribuer à l'identification de ces régions particulièrement fragiles aux changements. Le Chapitre V de ce manuscrit s'est donc attaché à montrer le potentiel des données de télédétection pour identifier les zones de changements en termes de production de biomasse et caractériser les déterminants de ces changements à deux échelles spatiales.

A l'échelle régionale, de nombreux travaux ont déjà été menés pour essayer de caractériser les principaux facteurs des tendances dans la production de végétation (obtenus par l'analyse statistiques des tendances des valeurs de NDVI). Pour ce faire, deux méthodes sont généralement utilisées : la corrélation entre le NDVI et la pluie et la méthode dite des résidus (RESTREND). Ces méthodes permettent de distinguer la part de la variabilité dans les tendances du NDVI induite par la

variabilité pluviométrique de celle due à d'autres facteurs (environnementaux ou humains). Dans ce cadre, et pour tendre vers une analyse plus fine, nous avons proposé **un nouveau système de classification** reposant sur la combinaison des tendances de NDVI, de la corrélation NDVI/pluie et des tendances des résidus. Notre méthode permet d'estimer la contribution relative de la pluie au regard des autres facteurs potentiels et des interactions possibles entre les différents types de facteurs. A l'échelle du Sahel nous avons montré que les tendances à l'augmentation de la production de biomasse sont principalement dues à des conditions climatiques plus favorables, tandis que la réduction de la production de biomasse est expliquée par une combinaison des facteurs climatique et humain, mais aussi uniquement par les activités anthropiques. Dans le cadre d'une analyse sur les changements dans la production de biomasse, cette première étape à l'échelle régionale permet de bien identifier les zones de changements significatifs ainsi que les facteurs dominants et orienter ensuite des études pour des zones spécifiques.

Beaucoup d'études menées à l'échelle régionale, dès lors qu'une tendance est observée, émettent des hypothèses quant aux facteurs potentiels de ces changements. Très peu d'entre elles vont cependant jusqu'à la « vérification » de leurs hypothèses et quand bien même la démarche est faite, ce n'est souvent qu'un facteur (généralement un facteur environnemental) qui est évoqué. Ainsi, une des contributions de cette thèse a été d'**étudier les déterminants des dynamiques** observées, en analysant un ensemble de 14 variables couvrant 5 domaines (le climat, les contraintes naturelles autres que climatiques, l'accessibilité physique, la démographie et les changements d'occupation du sol). Pour ce faire, nous avons essayé de réconcilier deux démarches distinctes menées généralement de façon indépendante : les analyses de tendances à l'échelle régionale faites à partir d'images à moyenne résolution spatiale, et les analyses de changements d'occupation du sol et d'utilisation du sol faite à haute résolution spatiale. Pour faire le lien entre ces deux échelles spatiales nous avons mis en relation les tendances observées à l'échelle régionale avec notre ensemble de déterminants potentiels *via* l'algorithme de RandomForest. Pour le site du DC au Sud-Ouest du Niger, nos résultats ont montré que parmi les 5 facteurs les plus déterminants, deux seulement sont des facteurs environnementaux (la pluviométrie moyenne et les types de sol), tandis que les trois autres sont des facteurs d'accessibilité physique à la terre.

Contributions pour les systèmes d'alerte précoce et la sécurité alimentaire

Cette thèse, à la fois par les méthodes mises en place et par les résultats obtenus, peut contribuer en de nombreux points au renforcement des systèmes d'alerte précoce, à l'évaluation de l'insécurité alimentaire conjoncturelle et structurelle, et de façon plus générale, au suivi de l'agriculture. Dans ce cadre, elle s'inscrit dans le contexte général de l'initiative internationale GEOGLAM et de son volet sur le suivi de la production agricole dans les pays à risque. Nos travaux sont également dans la mouvance du SAP FEWS-NET qui est en train de s'orienter vers un système de suivi plus quantitatif des cultures (« Early Warning and Crop Monitoring »).

Hormis le SAP CropWatch, la plupart des systèmes d'alerte précoce ne font pas la distinction entre la végétation naturelle et la végétation cultivée et ce essentiellement en raison de la difficulté à obtenir un masque du domaine cultivé précis à l'échelle régionale. La carte de spatialisation des incertitudes que nous avons produite peut contribuer à **améliorer le suivi du déroulement de la campagne agricole** en ciblant l'analyse des données sur les pixels de culture, selon un seuil de confiance donné. Par ailleurs, nous avons vu que le produit MODIS Land Cover permettait une bonne estimation des surfaces à l'échelle nationale ; cependant, le produit est délivré 2 ans après l'acquisition des images, il ne peut donc servir dans l'élaboration des statistiques agricoles de l'année en cours. En revanche, ce produit annuel peut venir en **support des études prospectives sur le long terme**, en renseignant sur les dynamiques actuelles des systèmes agricoles (identification de zones à forts changements).

Pour la gestion de la sécurité alimentaire sur le long terme, l'analyse de la dynamique des surfaces cultivées évoquée précédemment pourrait être complétée par les cartes d'analyses des tendances de

la production de biomasse que nous avons produites. En effet, lorsque l'on observe des changements dans la production de biomasse, cela signifie potentiellement une réduction (ou une amélioration) de la production agricole. Il est donc nécessaire de pouvoir caractériser le sens (positif ou négatif) de ces changements et identifier leurs origines (climatiques ou anthropiques). A titre d'exemple, nous avons montré dans notre étude que les plateaux latéritiques à brousses tigrées de la zone du Degré Carré de Niamey ont connu une forte dégradation des formations boisées. Celle-ci peut s'expliquer par une surexploitation des bois de chauffe et de construction pour alimenter la ville de Niamey, en conjonction avec un surpâturage lié à la réduction des parcours pastoraux. Ainsi, les cartes que nous avons produites (cartes de tendances du NDVI et cartes des facteurs de changements) permettent de **cibler les populations vulnérables** (1) en localisant les zones qui ont connu un déficit récurrent en termes de production de biomasse, et (2) en orientant des analyses plus fines quant aux facteurs potentiels de ces changements. En ciblant plus spécifiquement les zones cultivées et de pâturage, nos résultats pourraient ainsi servir de support pour la mise en place des stratégies de réduction du risque agricole **en ciblant les causes structurelles de l'insécurité alimentaire** et en accompagnant les mesures de gestion des ressources ou d'aménagement des espaces. Il s'agit notamment dans ce cadre de sortir du schéma de pensée réduisant les situations d'insécurité alimentaire à des problèmes climatiques et d'agir à la fois sur l'environnement, mais également sur le politique ou l'économique et ce de l'échelle régionale à l'échelle locale.

En faisant la démonstration que les séries temporelles d'images optiques (NDVI et thermique) permettaient une bonne retranscription de la variabilité interannuelle du rendement du mil en zone sahélienne, nos travaux contribuent à **une meilleure utilisation des données de télédétection pour la composante « prévision des rendements » des systèmes d'alerte précoce**. En effet, si l'estimation quantitative des rendements par télédétection à l'échelle nationale en Afrique de l'Ouest est encore du domaine de la recherche, le modèle que nous avons développé à l'échelle d'une petite région, choisie pour son homogénéité environnementale et la simplicité de son système de culture, permet l'estimation des rendements un mois après la fin des récoltes, ce qui représente un progrès considérable par rapport aux statistiques agricoles qui ne sont disponibles qu'entre trois et six mois après la récolte. Par ailleurs, nous avons également montré que les produits d'estimation des précipitations par satellite comme TRMM pouvaient permettre d'avoir une prévision des rendements atteignables en cours de saison, palliant ainsi en partie au problème du réseau de stations d'observations peu dense et de qualité hétérogène utilisées aujourd'hui dans les modèles de cultures. Enfin, les deux approches que nous avons testées pour l'estimation des rendements peuvent être complémentaires. Dans la première approche le NDVI et le CWSI sont des indicateurs de l'état réel des couverts végétaux, intégrant par définition les facteurs potentiels de réduction des rendements (facteurs biotiques et abiotiques), tandis que dans le second cas le modèle n'intègre que la contrainte climatique. Dans le premier cas, les rendements estimés se rapprocheraient davantage des rendements observés, tandis que dans le second cas nous restons dans une estimation des rendements atteignables sous contrainte climatique. La différence entre les deux peut donc représenter une approximation de ce que l'on appelle le « yield gap » soit l'écart entre les rendements observés et les rendements atteignables. La mesure de cet écart, sa variabilité interannuelle et ces tendances peut aussi être une contribution significative au SAP, notamment dans leur fonction de surveillance, en fournissant un indicateur du fonctionnement des agrosystèmes.

Enfin, bien que mené dans le cadre de programmes de recherche, ce travail de thèse a été guidé par **la transférabilité des méthodes auprès de partenaires ouest-africains**, notamment ceux ouvrant dans le cadre des SAP. Ainsi, les approches proposées pour le suivi des surfaces, de la production de biomasse et l'estimation des rendements sont basées uniquement sur des données satellitaires gratuites, dont les données MODIS et les données TRMM, ainsi que sur des données auxiliaires disponibles sur internet. Le cœur du travail repose d'ailleurs sur plusieurs produits MODIS, dédiés au suivi de la végétation, afin de garantir une homogénéité de la démarche globale. De même,

l'ensemble des traitements ont été réalisés sur une machine avec une configuration standard et à partir de plateformes logicielles libres, à l'exception des prétraitements des données MODIS que nous avons réalisés sous IDL ©, mais qui sont cependant adaptables sur des plateformes comme R disposant de plusieurs packages pour prétraiter ces données. Nous avons également fait le choix de travailler avec le modèle de croissance des cultures SARRA-H qui est actuellement en cours d'intégration dans le système de suivi agro-météorologique du centre régional AGRHYMET pour mieux répondre à leurs besoins opérationnels en Afrique de l'Ouest. L'ensemble de notre démarche est donc *a priori* entièrement transférable et adaptable dans un contexte opérationnel. Il serait donc intéressant dans ce contexte de tester la généricité de nos démarches. Notamment, l'une des premières étapes serait d'appliquer notre modèle d'estimation des rendements dans d'autres pays ouest-africains caractérisés par des conditions climatiques et agronomiques proches de celles du site du Degré Carré de Niamey.

Perspectives de la thèse

Suite à ces trois années de thèse, plusieurs pistes de recherche peuvent se dégager afin d'améliorer les méthodes proposées pour le suivi de l'agriculture à l'échelle régionale et aller vers la mise en place d'une démarche opérationnelle dans le cadre des systèmes d'alerte précoce.

Vers d'autres recherches ?

Lors de cette thèse nous nous sommes restreints pour l'essentiel aux jeux de données fournis par le capteur MODIS et la mission TRMM. Cependant, le domaine de l'Observation de la Terre est aujourd'hui en plein essor et les technologies développées sont en perpétuelle évolution. Par conséquent, aux termes des trois années de ce travail de thèse, nous pensons que nos approches pourraient gagner en robustesse et précision en intégrant d'autres sources d'information et en utilisant d'autres méthodes.

De nouvelles sources d'informations ?

Dans le cadre de nos travaux sur l'occupation du sol, pour évaluer la précision du produit MODIS Land Cover, nous avons utilisé les possibilités offertes par GoogleEarth© à partir de photo-interprétation. La photo-interprétation est une procédure longue et fastidieuse. Ainsi, pour augmenter le jeu de données de validation, une alternative possible serait de s'appuyer sur les outils de crowdsourcing comme le Geo-Wiki (Fritz *et al.*, 2009) dont l'objectif est de fournir des bases de données de validation pour l'évaluation des produits globaux faisant participer tout un chacun au travers d'une interface WEB ou d'une application mobile.

Pour l'estimation des rendements, nous avons vu que l'utilisation d'un indice de stress hydrique pour estimer l'indice de récolte permettait d'améliorer les résultats. Le calcul du CWSI est basé ici à la fois sur des températures de surface dérivées des données MODIS, mais également de la température de l'air obtenue par des mesures au sol. Il serait intéressant de tester le potentiel des données d'humidité du sol dérivées d'observations satellitaires et représentant une information directement utilisable dans le modèle « télédétection » comme indicateur de stress des cultures pour estimer l'indice de récolte. Nous pensons notamment aux données journalières SMOS (Soil Moisture Ocean Salinity) de l'ESA ou aux données SMAP (Soil Moisture Active Passive) de la NASA. Par ailleurs, nous avons également montré que les données d'estimation des précipitations par satellite TRMM permettaient d'obtenir des estimations de rendement comparables à celles obtenues avec des données au sol pour une petite échelle administrative, en utilisant cependant des mesures au sol pour les autres données d'entrées (température, humidité de l'air, rayonnement ...). Pour aller vers une spatialisation complète du modèle de culture il faudrait (1) tester la fiabilité des produits d'estimation des précipitations par satellite autres que TRMM (TAMSAT, CHIRPS, RFE2, etc.) pour choisir le produit le plus adapté, et (2) tester la fiabilité des autres données spatialisées de

températures, évapotranspiration et de rayonnement (MODIS, ECWMF, ET-SEVIRI, *etc.*). Sur ce dernier point, nous pouvons d'ailleurs souligner que le CIRAD et AGHYMET sont actuellement en train d'opérationnaliser la spatialisation de SARRA-H à l'aide de la plateforme de modélisation OCELET (<http://www.ocelet.fr>) en utilisant des données journalières d'estimation des précipitations par satellite (TAMSAT ; ~ 4 km de résolution spatiale) et des données de rayonnement, de température de l'air et d'évapotranspiration issues d'un modèle de prévision climatique (ECMWF ; ~25 km de résolution spatiale).

Enfin, les travaux menés dans le cadre cette thèse devraient bénéficier prochainement de séries temporelles d'images à résolution décamétrique. Dès 2016, le satellite Sentinel-2A de l'ESA lancé en juin 2015, fournira tous les 10 jours des images à 10 m de résolution spatiale dans les bandes du visible et du proche infrarouge, et de 60 m dans les bandes du red-edge et du moyen infrarouge. Ces données ouvrent de nouvelles perspectives pour de nombreuses applications, mais ce sont essentiellement les applications agricoles qui devraient en profiter. En lien avec cette thèse, les données Sentinel-2 devraient permettre de produire une carte annuelle du domaine cultivé à l'échelle régionale, mieux adaptée à l'hétérogénéité des paysages agricoles africains ; de traiter la question de la cartographie des jachères, qui reste une inconnue dans les estimations de production ; de cartographier des groupes de cultures (céréales, cultures de rente comme le coton), et d'améliorer nos connaissances sur les pratiques agricoles (rotations culturales, surfaces irriguées) ; de dériver des variables biophysiques plus précises (LAI, fAPAR ou contenu en eau) pour améliorer le suivi de la croissance des plantes.

Même après le lancement de Sentinel-2B en 2017, qui réduira le temps de revisite à 5 jours, les données optiques Sentinel-2 seront toujours confrontées au problème de la nébulosité en cours de saison des pluies. C'est pourquoi le couplage des données radar Sentinel-1 avec les données Sentinel-2 peut présenter aussi un réel progrès et devrait notamment permettre d'étendre nos approches aux pays côtiers. A plus long terme, le suivi de l'agriculture à l'échelle régionale devrait également bénéficier de l'arrivée de la mission conjointe CNES/NASA THIRSTY à l'horizon 2020 qui va fournir des données dans l'infrarouge thermique à une résolution de 60 m tous les 3 jours, permettant en théorie une meilleure évaluation des conditions hydriques des cultures.

Vers d'autres méthodes ?

Outre l'utilisation d'autres données, ce travail de thèse doit être approfondi en améliorant/complétant certaines méthodes ou en testant de nouvelles approches.

Pour l'estimation des rendements, l'une des étapes à venir sera par exemple d'étendre notre modèle « télédétection » à l'ensemble de la région ouest-africaine et pour d'autres systèmes de cultures intégrant d'autres céréales ou association de céréales. Pour ce faire, il faudrait (1) stratifier la région ouest-africaine en fonction des agropaysages (i.e. des paysages homogènes en termes de pratiques agricoles et de conditions agro-écologiques) et (2) calibrer notre modèle pour chacune de ces zones. Des travaux préliminaires ont montré que la stratification en agrosystèmes pouvait se faire à partir de données de télédétection (Vintrou *et al.*, 2012a). Plus largement, d'autres indicateurs extraits de la télédétection pourraient également être intégrés dans notre modèle, notamment des indicateurs sur la phénologie qui pourraient nous permettre de mieux définir la période d'intégration des valeurs de NDVI, complétés avec des estimations sur les dates de semis (Marinho *et al.*, 2014).

En ce qui concerne l'analyse des tendances des NDVI, il convient (1) de pouvoir suivre plus spécifiquement les surfaces cultivées et les zones de pâturage, et (2) de pouvoir caractériser les types de changements. Dans ce cadre, l'intégration d'informations supplémentaires pourrait contribuer à affiner significativement notre démarche, telles que des données démographiques, économiques (localisation et distance aux points de distribution de semences ou d'intrants, fluctuation des prix sur les marchés, *etc.*), ou des données sur l'aménagement du territoire (localisation des parcours et suivi

de l'évolution des cheptels, d'aménagements spécifiques de gestion des sols et de l'eau, localisation de projets d'envergures, des espaces protégés, existence de politiques environnementales ou agricoles, etc.).

De même, dans notre analyse des tendances et de la relation avec la pluviométrie nous n'avons considéré que les cumuls pluviométriques. Il nous semblerait pertinent de mettre en relation les tendances de végétation avec d'autres indicateurs pluviométriques tels que les dates de démarrage et la longueur de saison des pluies, ou la fréquence des événements pluvieux ou des sécheresses.

Vers d'autres contributions pour la sécurité alimentaire ?

Enfin, dans le cadre de ces travaux de thèse, nous avons axé nos recherches sur l'aspect « disponibilité alimentaire » et notamment sur la partie production. Cependant, de bonnes récoltes ne garantissent pas forcément une situation de sécurité alimentaire. C'est pourquoi, les progrès technologiques qui s'annoncent en matière d'observation spatiale devraient permettre à la fois d'approfondir le suivi de la production agricole mais également de contribuer aux autres piliers de la sécurité alimentaire, notamment les volets de l'accessibilité et la qualité.

L'accessibilité à l'alimentation repose sur deux volets : l'accessibilité économique et l'accessibilité physique (FAO, IFAD and WFP, 2015). Pour le volet « accessibilité économique », les revenus potentiels des ménages peuvent être appréhendés au travers d'indicateurs portant sur la diversification des activités agricoles. En effet, la diversification des activités (par exemple association culture/élevage ou l'exploitation des ressources naturelles du milieu) permet une diversification des sources de revenus et l'apport de capital supplémentaire pour atténuer les fluctuations des rendements. En ce sens, des données comme Sentinel-2 en conjonction avec des missions à très haute résolution spatiale comme Pléiades devraient permettre d'avoir une vision plus fine sur l'occupation et l'utilisation du sol et donc potentiellement sur le niveau de diversification des activités agricoles sur un territoire donné. De plus, la capacité à acheter des aliments est déterminée entre autre à la fois par les revenus des ménages mais également en fonction des prix fixés sur les marchés. Dans ce cadre, Higgins *et al.* (2015) ont montré dans une étude portant sur le Niger, le Mali et le Burkina Faso, que l'intégration du NDVI comme indicateur de récolte dans un modèle économétrique pouvait améliorer la prévision des prix du mil. L'« accessibilité physique » est quant à elle en partie déterminée par la disponibilité et la qualité des infrastructures de transports. Dans ce cadre, par la mise en place de cartographie de ces infrastructures, la télédétection peut permettre d'évaluer le degré de connectivité des différents marchés, et notamment les connections de marchés locaux avec les grands centres d'approvisionnement, mais également, à une échelle plus individuelle, d'évaluer l'isolement de certaines communautés aux marchés locaux.

Enfin, certains indicateurs issus de la télédétection pourraient directement contribuer au volet qualité et salubrité de la sécurité alimentaire, comme mentionné précédemment par Brown *et al.* (2014). Par exemple Johnson and Brown (2014) ont montré pour quatre pays d'Afrique de l'Ouest un lien étroit entre des variables environnementales comme la production de végétation (approximée par le NDVI) et différents indicateurs de l'état nutritionnel des enfants (notamment l'émaciation). Nous pouvons aussi imaginer par exemple que le croisement d'informations issues de la télédétection comme la cartographie des différentes types de cultures sur un territoire ainsi que sur les niveaux de production potentiels avec des informations sur la composition des ménages pourrait permettre la mise en place d'indicateurs sur la diversité alimentaire ainsi que sur les niveaux potentiels de satisfaction des besoins alimentaires et les équilibres nutritionnels.

Perspectives générales

L'augmentation de la population, les changements sociétaux et l'accroissement des besoins alimentaires, mais également des besoins en énergie et biomatériaux, vont engendrer de profondes

mutations environnementales qui sont déjà largement médiatisées (raréfaction des ressources naturelles, changement climatique, augmentation du niveau des océans ou multiplication des catastrophes naturelles, *etc.*). Les défis à relever dans les années à venir pour assurer la sécurité alimentaire sont donc doubles : (1) augmenter la production (2) tout en garantissant une agriculture durable et peu nocive pour l'environnement. Dans ce contexte, le suivi de la végétation en général revêt une importance particulière en raison de son implication à la fois sur les moyens de subsistance des populations, sur la santé des écosystèmes ou sur la séquestration du carbone (Brandt *et al.*, 2015). Ainsi, les problématiques de gestion de la sécurité alimentaire doivent désormais être envisagées conjointement avec des enjeux beaucoup plus larges. Dans ce cadre, les informations issues de la télédétection et de nos travaux en particulier - par une meilleure précision spatiale et thématique de l'utilisation des sols ou par une meilleure estimation des ressources végétales et de leurs dynamiques sur le long terme - devraient pouvoir contribuer à la mise en place de mesures appropriées d'adaptation au changement climatique, de protection de la biodiversité et de gestion durable des ressources en eau, en terre et des ressources naturelles.

Liste des Figures

Figure 1: Organisation de la thèse.	29
Figure 2: Contextualisation de la thèse et articulation des trois composantes entre elles.	32
Figure 3: Les quatre piliers de la sécurité alimentaire tels que définis lors du sommet mondial de l'alimentation de 1996 (adapté de www.momagri.org).	34
Figure 4: Évolution de la répartition du nombre de personnes sous-alimentées dans les différentes régions du monde entre 1990-1992 et 2014-2016 (FAO IFAD and WFP, 2015).	35
Figure 5: Prévalence de la sous-alimentation en Afrique Sub-Saharienne; évolution entre 1990-1992 et 2014-2016 (Sources: FAO, 2015).	37
Figure 6: Typologie et causes de l'insécurité alimentaire au Sahel d'après (adapté de) Boureima (2012).	37
Figure 7: Variations des rendements pour 11 grandes cultures céréalières. Les projections sont obtenues à partir de 5 modèles climatiques (Müller et al., 2010).	38
Figure 8: Principaux facteurs limitants des rendements en maïs (Mueller et al., 2012).	39
Figure 9: Projections démographiques à l'horizon 2100 en Afrique Sub-Saharienne (Source : https://ccafs.cgiar.org/bigfacts/#region=Sub-Saharan-Africa).	40
Figure 10: Les dimensions de la sécurité alimentaire suivies dans le cas du SAP FEWS-NET (Source: Adapté de Verdin, 2012)	44
Figure 11: Localisation de l'Afrique de l'Ouest et distribution des principales écorégions (Source : Olson et al., 2001)	46
Figure 12: Carte des principaux systèmes de production en Afrique de l'Ouest (Source: FAO and World-Bank, 2001)	47
Figure 13: Evolution de la production céréalière (maïs, riz, mil et sorgho) en Afrique de l'Ouest entre 1961 et 2011 (Sources: FAOSTAT).	48
Figure 14: Taux de croissance annuelle moyen de la production céréalières entre 1980 et 2010 (Source: FAOSTAT).	49
Figure 15: Vue schématique du fonctionnement d'un système de suivi de l'agriculture à l'échelle globale à partir d'images à basse et moyenne résolution spatiale (adapté de la Figure 4 de Justice and Becker-Reshef, 2007).	53
Figure 16: Exemple d'accord spatial (pixel à pixel) pour la localisation des surfaces cultivées pour quatre produits globaux d'occupation du sol (MCD12Q1, GLC2000, UMD-1km et GLCC). La couleur indique le nombre de produits ayant identifié le domaine cultivé (Source : Hannerz and Lotsch, 2006)	56
Figure 17: Anomalies du NDVI annuel entre 2000 et 2012 en Afrique de l'Ouest, calculé à partir du NDVI MODIS (Source: Leroux and Bégué, 2014).	58
Figure 18: Relation entre le NDVI instantané et la biomasse d'après Tucker et al. 1979.	61
Figure 19: Tendances du NDVI GIMMS3g entre 1981 et 2011 au Sahel. Les tendances non significatives ($pvalue < 0.10$) sont masquées en gris (Source: Dardel et al., 2014b)	62
Figure 20: Définitions du rendement potentiel, atteignable et observé et des principaux facteurs déterminants (Sources: Adapté de Tottonell and Giller, 2013; Van Ittersum et al., 2013).	63
Figure 21: Anomalie dans la date de démarrage de la saison des pluies pour la seconde décennie du mois de juin 2015 en Afrique de l'Ouest (Source: USGS/FEWS-NET).	66
Figure 22: Cartographie du VHI au Niger pour les 3 décades du mois de juin 2015 et du VHI mensuel (Source : GIEWS).	67
Figure 23: Carte de localisation du Niger	73
Figure 24. L'évolution de la population nigérienne entre 1960 et 2010 : Population totale, population rurale et population urbaine. Sources : (Yayé et al., 2013).	73
Figure 25. Les zones agro-climatiques du Niger. Sources: Comité Interministériel de Pilotage de la Stratégie de Développement Rural; Secrétariat Exécutif. septembre 2004. Le Zonage Agro-écologique du Niger in The World Bank, 2013.	75

Figure 26 : Le site du Degré Carré du Niger : a) localisation du site du DC (carré rouge); b) anomalies des précipitations annuelles (déviations par rapport à la moyenne 2000-2010); c) image Landsat 8 du site du DC en septembre 2013 (fin de saison des pluies ; composition colorée en rouge=proche infrarouge, vert=vert et bleu=rouge) et d) Exemple de plateau cuirassé avec présence de brousse tigrée.	78
Figure 27: Répartition des activités au cours d'une année au Niger. Sources : http://www.fews.net/west-africa/niger/seasonal-calendar/december-2013 .	79
Figure 28: Emprise des tuiles MODIS téléchargées (fond de carte NDVI au mois d'octobre 2010).	81
Figure 29: Exemple d'une série temporelle d'un pixel MODIS avant (points) et après (ligne bleu) application du filtre de Savitzky-Golay.	81
Figure 30: Cartographie de l'occupation du sol en Afrique de l'Ouest d'après le produit MODIS Land Cover (MCD12Q1) sur la période 2001-2011	83
Figure 31: Localisation des 28 stations synoptiques AMMA-CATCH et de la station météorologique AGRHYMET. En fond, l'amplitude annuelle moyenne du NDVI calculée entre 2000 et 2010 pour la végétation cultivée.	85
Figure 32: Cartographie des sols majoritaires d'après la base de données HWSO; données agrégées à l'échelle d'un demi degré (Sources : http://hydro.iis.u-tokyo.ac.jp/~sujan/research/gswp3/soil-texture-map.html)	86
Figure 33: Localisation des 55 cartes (25 km ²) obtenues à partir d'images à haute résolution spatiale. Les deux classes de cultures du produit MODIS Land Cover (« Croplands » et « Cropland/Natural Vegetation ») sont également présentées.	88
Figure 34: Cartographie de l'occupation du sol au Niger obtenue par classification d'images Landsat en 2013 (a) et évolution observée entre 2001 et 2013 (b).	89
Figure 35: Schéma des six indices de productivité de la végétation dérivés du NDVI (exemple pour le village de Kollo en 2005)	91
Figure 36: Schéma synthétique du fonctionnement de SARRA-H (pour plus détails se référer à la page web http://sarra-h.teledetection.fr/SARRAH_Home.html)	96
Figure 37: Proportions des surfaces dédiées à l'alimentation humaine dans les surfaces cultivées totales (Foley et al., 2011).	100
Figure 38 : Démarche générale permettant d'obtenir la frontière de Pareto. Source : Boschetti et al (2004)	103
Figure 39 : Schéma de la frontière de Pareto. La ligne en pointillés roses (dite « frontière de Pareto ») sépare l'espace en deux zones. La zone en dessous de frontière (en jaune) est la région inatteignable en terme de précision au regard du ratio entre la taille des objets et la résolution des données. La région au-dessus de la frontière de Pareto (en bleu clair et blanc) est la région atteignable. La distance entre 0 et B représente la précision optimale tandis que la distance entre B et A est un indicateur de la performance de l'algorithme entre ce que l'on devrait avoir et ce que l'on observe réellement.	103
Figure 40: Comparaison des surfaces cultivées moyennes entre 2001 et 2011 calculées pour le produit MODIS LC et les données FAOSTAT/AGRHYMET à différentes échelles administratives. En a) chaque point correspond à un pays avec en rouge le Burkina Faso, en b) à une entité du N1 au Burkina et en c) à une entité du N2. La diagonale en pointillés représente la ligne 1:1.	105
Figure 41: Comparaison des dynamiques du domaine cultivé estimé à partir des statistiques agricoles (FAOSTAT et AGRHYMET) en a) et du produit MODIS LC en b) entre 2001 et 2011 pour (1) l'échelle nationale; (2) l'échelle N1 et (3) l'échelle N2. Les tendances négatives (régression du domaine cultivé) sont dans les tons rouge/orangé et les tendances positives (extension du domaine cultivé) dans les tons vert.	105
Figure 42: Exemple de frontière de Pareto calculée pour deux sites (5km x 5km). La ligne bleue représente la frontière de Pareto pour une résolution spatiale de 500 m. Le point noir matérialise la précision observée, tandis que le triangle noir représente la précision optimale. L'histogramme indique la distribution du F-Score obtenu pour l'ensemble des sites et la ligne verticale rouge positionne le site. Le domaine cultivé est délimité en rouge sur l'image GoogleEarth®.	108
Figure 43: Analyse en Composante Principale, (a) Cercle de corrélation des variables pour les deux premières composantes et (b) la carte factorielle de l'ACP présentant les 55 sites de validation regroupés en deux classes d'après un K-Means.	109

Figure 44: Cartographie de la précision utilisateur estimée (1-erreur d'omission) à partir de la proportion de surfaces cultivées. _____	110
Figure 45: Comparaison de la précision optimale du produit MODIS LC (500 m) avec la précision optimale obtenue à partir de données simulées à 300 m, 30 m et 10 m pour les 55 sites de validation; (a) les erreurs d'omission et (b) les erreurs de commission. _____	110
Figure 46: Estimation des rendements de mil au Burkina Faso, extrait des travaux de Rasmussen (1992). ____	116
Figure 47: Anomalie du NDVI au Niger pour la deuxième décade du mois de juin 2015. Sources : GIEWS (http://www.fao.org/giews/earthobservation/country/) _____	117
Figure 48: Schéma général de la démarche mise en place. Les scénarii de simulation implémentés dans SARRA-H sont identiques pour les deux approches. _____	120
Figure 49: Exemple de la biomasse aérienne simulée à Torodi en 2008 pour du mil Somno. Les courbes noires représentent la simulation pour un sol limono-argilo-sableux et les lignes grises pour un sol sableux. Les lignes en continues présentent les résultats pour un sol profond et les lignes en pointillés pour un sol peu profond. La biomasse pondérée est quant à elle représentée par la ligne continue rouge. _____	123
Figure 50: Biomasse simulée SARRA-H à l'échelle du site du DC vs a) le NDVI MODIS intégré sur la saison des pluies, b) le NDVI MODIS intégré sur la période de croissance, c) le NDVI MODIS intégré sur la période productive, et d) comparaison de la variabilité interannuelle de la biomasse simulée avec les observations MODIS exprimées en z-score. _____	128
Figure 51: a) Indice de récolte simulé par SARRA-H vs CWSI; b) comparaison de la variabilité interannuelle de l'indice de récolte simulé avec SARRA-H et le CWSI (présenté sous la forme 1-CWSI pour une meilleure lisibilité) et exprimés en z-score. _____	128
Figure 52: Evolution de a) la biomasse estimée à partir du NDVI MODIS intégré au cours de la période productive (Equation 5), b) l'indice de récolte estimé à partir du CWSI dérivé des températures de surface MODIS (Equation 6), c) les rendements estimés obtenus par la combinaison de l'équation 5 et de l'équation 6 et d) sont rappelées les anomalies des précipitations annuelles. _____	129
Figure 53: Comparaison des rendements estimés à partir du modèle basé sur le NDVI et le CWSI et les rendements simulés par SARRA-H. _____	130
Figure 54: Comparaison des rendements simulés en mil avec les données TRMM3B42 et avec les données d'observation au sol, toutes stations et toutes années confondues : a) histogramme de distribution des rendements et b) nuage de points. La couleur des points traduit une densité de points (faible pour les tons bleu et élevée pour les tons rouge). _____	131
Figure 55: Comparaison des rendements en mil simulés avec TRMM3B42 et les données d'observation au sol agrégés à l'échelle du site du DC. _____	132
Figure 56: a) Variabilité interannuelle du ME et du %MBE calculés sur les 28 stations et b) %MBE calculé pour chaque station entre 2000 et 2010. Les valeurs négatives sont indiquées en magenta et les valeurs positives en bleu. _____	132
Figure 57: Comparaison des statistiques agricoles pour les rendements du mil vs a) les rendements simulés par SARRA-H + observations au sol, b) les rendements SARRA-H + TRMM3B42, c) les rendements estimés par un modèle basé uniquement sur le NDVI et d) les rendements estimés par le modèle combinant NDVI et CWSI dérivé des LST. _____	134
Figure 58: a) Comparaison de la variabilité interannuelle des rendements pour les 4 modèles présentés en Figure 57 avec les statistiques agricoles. L'axe des abscisses représente les écarts absolus entre les anomalies des rendements estimés et les anomalies des rendements observés par les statistiques agricoles. Entre parenthèse nous spécifions la somme des écarts absolus pour chaque modèle. b) Anomalies standardisées pour les statistiques agricoles et pour le modèle « télédétection ». _____	135
Figure 59: Evolution de l'occupation du sol autour de la ville de Niamey au Niger et mise en relation avec les changements démographiques (Source: Brinkman et al., 2012). _____	146
Figure 60: Schéma général de la démarche mise en place. _____	147

Figure 61: Exemple des 5 types de tendance de $\Sigma NDVI$ observée à l'échelle du pixel MODIS; tendance a) quadratique négative; b) quadratique positive; c) linéaire négative ; d) tendance linéaire positive et e) pas de tendance. Les coordonnées géographiques du pixel pris en exemple sont données. _____	150
Figure 62: Cartographie de la différence entre les valeurs de $\Sigma NDVI$ des cultures et $\Sigma NDVI$ de la végétation naturelle ($CumNDVI = \Sigma NDVI$). Nous donnons la carte produite sur l'ensemble de la région Ouest africaine afin de donner un aperçu de la répartition des valeurs de $\Sigma NDVI$ fonction des classes d'occupation du sol et du gradient climatique. _____	154
Figure 63: Série temporelle du $\Sigma NDVI$ pour les cultures (trait plein) et la végétation naturelle (trait pointillé) en fonction du gradient pluviométrique entre 2000 et 2010. _____	154
Figure 64: Distribution spatiale à l'échelle du Sahel a) des tendances de $\Sigma NDVI$ MODIS entre 2000 et 2010; b) du coefficient de détermination $\Sigma NDVI - \Sigma RAIN$ (significatif au seuil de 10% pour une valeur de $R^2 > 0.30$), et c) tendance des NDVI-residuals. _____	156
Figure 65: Distribution spatiale à l'échelle du site du DC a) des tendances de $\Sigma NDVI$ MODIS entre 2000 et 2010; b) du coefficient de détermination $\Sigma NDVI - \Sigma RAIN$ b (significatif au seuil de 10% pour une valeur de $R^2 > 0.30$), et c) tendance des NDVI-residuals. _____	157
Figure 66: a) Répartition spatiale des principaux facteurs de changement du NDVI pour la région sahélienne; b) distribution des facteurs en fonction du changement (augmentation ou réduction) pour le Sahel et le site du DC ; et c) zoom sur le site du DC. Les sites d'intérêt mentionnés au cours du texte sont indiqués par les chiffres. ____	160
Figure 67: Cartographie des dynamiques d'occupation du sol entre 2001 et 2013. _____	162
Figure 68: Exemple de dégradation de la brousse tigrée sur les plateaux autour de Niamey observée par photographies aériennes de 1950, 1975 et 1992 dans le cadre des travaux de Leblanc et al. (2008) et par une image GoogleEarth © de janvier 2010. _____	164
Figure 69: Diagramme boursier montrant l'importance des cinq premières variables dans le modèle RandomForest en fonction des types de tendances de $\Sigma NDVI$ observées pour le site du DC. L'importance est représentée par des cercles proportionnels. Voir le Tableau 13 pour les abréviations. _____	165
Figure 70: Représentation des 5 premières variables d'importance pour le modèle globale de classification des types de tendance d'après RandomForest. Voir le Tableau 13 pour les abréviations. _____	166

Liste des Tableaux

Tableau 1: Les principaux systèmes d'alerte précoce régionaux en Afrique	43
Tableau 2: Liste des produits globaux d'occupation du sol existants à l'échelle de la planète et leurs classes agricoles.	55
Tableau 3: Variations en pourcentage des principales cultures vivrières au Niger en termes de production, superficie et rendement (Sources: The World Bank, 2013)	76
Tableau 4: Synthèse des images satellites utilisées	79
Tableau 5: Définition des indices paysagers utilisés pour caractériser la fragmentation des paysages agricoles.	92
Tableau 6: Précision du produit MODIS LC évaluée à partir des cartes de référence, présentée ici en fonction des systèmes de production selon la FAO (FAO and World-Bank, 2001). La précision notée "OBSERVED ACCURACY" correspond à la précision mesurée et la « OPTIMAL ACCURACY » calculée à partir de la frontière de Pareto, correspond à représente la précision théorique qui pourrait être obtenue à partir du produit MODIS LC. Les deux sites soulignés sont ceux présentés en Figure 42.	107
Tableau 7: Caractéristiques des stations pluviométriques : la latitude, longitude, pluviométrie annuelle moyenne (2000-2010), dates moyennes de démarrage et fin de la saison des pluies (exprimées en jour julien). Les variétés dominantes de mil utilisées pour paramétrer SARRA-H ainsi que la proportion de surfaces cultivées extraite du produit MODIS LC pour une zone de 10 km x 10 km autour du village sont également données.	122
Tableau 8: Variabilité temporelle de la biomasse, de l'indice de récolte (HI) et des rendements simulés entre 2000 et 2010.	126
Tableau 9: Variabilité spatiale de la biomasse, de l'indice de récolte, des rendements simulés et de la pluie entre 2000 et 2010.	127
Tableau 10: Résultats de la régression linéaire entre la biomasse simulée par SARRA-H et le NDVI intégré sur trois périodes de temps (saison des pluies, période de croissance et période productive) à l'échelle des villages entre 2000 et 2010.	127
Tableau 11: Comparaison statistique des paramètres saisonniers et intra-saisonniers de la saison des pluies, TRMM3B42 vs observations au sol.	130
Tableau 12: Règles de classification adoptées pour hiérarchiser le rôle respectif du facteur climatique et des autres facteurs potentiels.	151
Tableau 13: Variables explicatives utilisées dans l'algorithme RandomForest. Pour la description des jeux de données sources, se référer à la Section 2.4 du Chapitre II.	152
Tableau 14: Distribution des tendances de \sum NDVI et de NDVI-residuals à l'échelle de la région sahélienne et à l'échelle du site du DC entre 2000 et 2010.	155
Tableau 15: Distribution des classes d'occupation du sol et de changement entre 2001 et 2013 en fonction des types de tendance.	162

Liste des Encadrés

<i>Encadré 1: « L’Afrique francophone pour un système statistique fiable et disponible »</i>	50
<i>Encadré 2: l’Agricultural Stress Index (ASI)</i>	59
<i>Encadré 3: AGRHYMET et l’utilisation des données METEOSAT</i>	69
<i>Encadré 4: Le Niger en chiffres en 2014-2015</i>	75
<i>Encadré 5: Définition des deux classes de cultures du produit MODIS Land Cover</i>	82
<i>Encadré 6: SARRA-H en bref</i>	97

Références Bibliographiques

A

- Anyamba, A., Small, J., Tucker, C.J., Pak, E., 2014. Thirty-two Years of Sahelian Zone Growing Season Non-Stationary NDVI3g Patterns and Trends. *Remote Sens.* 6, 3101–3122.
- Anyamba, A., Tucker, C.J., 2005. Analysis of Sahelian vegetation dynamics using NOAA-AVHRR NDVI data from 1981 – 2003. *J. Arid Environ.* 63, 596–614.
- Atzberger, C., 2013. Advances in Remote Sensing of Agriculture: Context Description, Existing Operational Monitoring Systems and Major Information Needs. *Remote Sens.* 5, 949–981.

B

- Baret, F., Guyot, G., Major, D.J., 1989. Crop biomass evaluation using radiometric measurements. *Photogrammetria* 43, 241–256.
- Baron, C., Sultan, B., Balme, M., Sarr, B., Traoré, S.B., Lebel, T., Janicot, S., Dingkuhn, M., 2005. From GCM grid cell to agricultural plot: scale issues affecting modelling of climate impact. *Philos. Trans. R. Soc. Lond. B. Biol. Sci.* 360, 2095–2108.
- Bartholomé, E., Belward, A., 2005. GLC2000: A new approach to global land cover mapping from Earth observation data. *Int. J. Remote Sens.* 26, 1959–1977.
- Baruth, B., Royer, A., Genovese, G., Klisch, A., 2008. The use of remote sensing within the MARS crop yield monitoring system of the European Commission. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* 36, 935–941.
- Becker-Reshef, I., Justice, C., Sullivan, M., Vermote, E.F., Tucker, C.J., Anyamba, A., Small, J., Pak, E., Masuoka, E., Schmaltz, J., Hansen, M., Pittman, K., Birkett, C., Williams, D., Reynolds, C., Doorn, B., 2010a. Monitoring Global Croplands with Coarse Resolution Earth Observations : The Global Agriculture Monitoring (GLAM) Project. *Remote Sens.* 2, 1589–1609.
- Becker-Reshef, I., Vermote, E.F., Lindeman, M., Justice, C., 2010b. A generalized regression-based model for forecasting winter wheat yields in Kansas and Ukraine using MODIS data. *Remote Sens. Environ.* 114, 1312–1323.
- Bégué, A., Vintrou, E., Lo Seen, D., Alexandre, S., 2014. Differences between cropland and rangeland MODIS phenology (Start-of-Season) in Mali. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 31, 167–170.
- Bégué, A., Vintrou, E., Ruelland, D., Claden, M., Dessay, N., 2011. Can a 25-year trend in Soudano-Sahelian vegetation dynamics be interpreted in terms of land use change? A remote sensing approach. *Glob. Environ. Chang.* 21, 413–420. doi:10.1016/j.gloenvcha.2011.02.002
- Beyer, M., Wallner, M., Bahlmann, L., Thiemi, V., Dietrich, J., Billib, M., 2014. Rainfall characteristics and their implications for rain-fed agriculture: a case

study in the Upper Zambezi River Basin. *Hydrol. Sci. J.* In press.

- Bezançon, G., Pham, J.-L., Deu, M., Vigouroux, Y., Sagnard, F., Mariac, C., Kapran, I., Mamadou, A., Gérard, B., Ndjeunga, J., Chantereau, J., 2008. Changes in the diversity and geographic distribution of cultivated millet (*Pennisetum glaucum* (L.) R. Br.) and sorghum (*Sorghum bicolor* (L.) Moench) varieties in Niger between 1976 and 2003. *Genet. Resour. Crop Evol.* 56, 223–236.
- Bicheron, P., Defourny, P., Brockmann, C., Schouter, L., Vancutsem, C., Huc, M., Bontemps, S., Leroy, M., Achard, F., Herold, M., Ranera, B., Arino, O., 2008. GLOBCOVER Products Report Description and Validation Report. p. 47.
- Blein, R., Bio, G.S., Benoît, F.D., Borgui, Y., 2008. Les potentialités agricoles de l' Afrique de l'Ouest (CEDEAO). Paris. p. 119.
- Bonn, F., 1996. Précis de télédétection, volume 2: Applications thématiques. P.633.
- Boschetti, L., Flasse, S.P., Brivio, P.A., 2004. Analysis of the conflict between omission and commission in low spatial resolution dichotomic thematic products : The Pareto Boundary. *Remote Sens. Environ.* 91, 280–292.
- Boschetti, M., Nutini, F., Brivio, P.A., Bartholomé, E., Stroppiana, D., Hoschilo, A., 2013. Identification of environmental anomaly hot spots in West Africa from time series of NDVI and rainfall. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 78, 26–40.
- Boureima, A.G., 2012. Une histoire de l'insécurité alimentaire au Sahel: permanence et rupture, in: Séminaire Sécurité Alimentaire et Chaire Unesco (CIRAD). Montpellier (FR).
- Brandt, M., Mbow, C., Diouf, A.A., Verger, A., Samimi, C., Fensholt, R., 2015. Ground- and satellite-based evidence of the biophysical mechanisms behind the greening Sahel. *Glob. Chang. Biol.* 21, 1610–1620.
- Brandt, M., Romankiewicz, C., Spiekermann, R., Samimi, C., 2014a. Environmental change in time series – An interdisciplinary study in the Sahel of Mali and Senegal. *J. Arid Environ.* 105, 52–63.
- Brandt, M., Verger, A., Diouf, A., Baret, F., Samimi, C., 2014b. Local Vegetation Trends in the Sahel of Mali and Senegal Using Long Time Series FAPAR Satellite Products and Field Measurement (1982–2010). *Remote Sens.* 6, 2408–2434.
- Breiman, 2001. Random Forest. *Mach. Learn.* 45, 5–32.
- Brinkmann, K., Schumacher, J., Dittrich, A., Kadaore, I., Buerkert, A., 2012. Analysis of landscape transformation processes in and around four West African cities over the last 50 years. *Landsc. Urban Plan.* 105, 94–105.
- Brown, M.E., Grace, K., Shively, G., Johnson, K.B., Carroll, M., 2014. Using satellite remote sensing and household survey data to assess human health and nutrition response to environmental change. *Popul. Environ.* 36, 48–72.

C

- Cambrezy, L., Janin, P., 2003. Le risque alimentaire en Afrique, in: Veyret, Y. (Ed.), *Les Risques*. SEDES, Paris, pp. 88–103.
- Cappelaere, B., Descroix, L., Lebel, T., Boulain, N., Ramier, D., Laurent, J.-P., Favreau, G., Boubkraoui, S., Boucher, M., Bouzou Moussa, I., Chaffard, V., Hiernaux, P., Issoufou, H.B. a., Le Breton, E., Mamadou, I., Nazoumou, Y., Oi, M., Otlé, C., Quantin, G., 2009. The AMMA-CATCH experiment in the cultivated Sahelian area of south-west Niger – Investigating water cycle response to a fluctuating climate and changing environment. *J. Hydrol.* 375, 34–51.
- CEDEAO-CSAO/OCDE, 2008. Le climat et les changements climatiques, in: CEDEAO-CSAO/OCDE (Ed.), *Atlas de l'Intégration Régionale En Afrique de l'Ouest*. p. 13.
- CEDEAO-CSAO/OCDE, 2007. Les dynamiques démographiques, in: CEDEAO-CSAO/OCDE (Ed.), *Atlas de l'Intégration Régionale En Afrique de l'Ouest*. p. 16.
- Chahbi, A., Zribi, M., Lili-Chabaane, Z., Duchemin, B., Shabou, M., Mougénou, B., Boulet, G., 2014. Estimation of the dynamics and yields of cereals in a semi-arid area using remote sensing and the SAFY growth model. *Int. J. Remote Sens.* 35, 1004–1028.
- Challinor, A.J., Wheeler, T.R., Craufurd, P.Q., Slingo, J.M., Grimes, D.I.F., 2004. Design and optimisation of a large-area process-based model for annual crops. *Agric. For. Meteorol.* 124, 99–120.
- Chen, J., Chen, J., Liao, A., Cao, X., Chen, L., Chen, X., He, C., Han, G., Peng, S., Lu, M., Zhang, W., Tong, X., Mills, J., 2015. Global land cover mapping at 30m resolution: A POK-based operational approach. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 103, 7–27.
- Chen, J., Jönsson, P., Tamura, M., Gu, Z., Matsushita, B., Eklundh, L., 2004. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky–Golay filter. *Remote Sens. Environ.* 91, 332–344.
- CIA, 2015. The World Factbook [WWW Document]. URL <https://www.cia.gov/library/publications/the-world-factbook/geos/ng.html>
- CILSS, 2009. Des statistiques agricoles fiables pour une meilleure gestion de la sécurité alimentaire au Sahel et en Afrique de l'Ouest. p. 5.
- CILSS - Centre Régional Agromet, 2001. Le contexte de la Vulnérabilité Structurelle par Système de Production dans les pays du CILSS. Niamey. p. 11.
- CIRAD, 2009. Farmers yield variability assessment and validation of crop model to predict “average regional” farmers yield for the main cropped varieties of millet, sorghum and maize. Montpellier, France. p. 58.
- CropWatch, 2015. CropWatch online resources: Methodology.
- Sahel Greening and Sahelian Paradox. *Remote Sens.* 6, 3446–3474.
- Dardel, C., Kergoat, L., Hiernaux, P., Mougénou, E., Grippa, M., Tucker, C.J., 2014b. Re-greening Sahel: 30years of remote sensing data and field observations (Mali, Niger). *Remote Sens. Environ.* 140, 350–364.
- De Beurs, K.M., Henebry, G.M., 2005. Land surface phenology and temperature variation in the International Geosphere-Biosphere Program high-latitude transects. *Glob. Chang. Biol.* 11, 779–790.
- De Jong, R., Bruin, S., de Wit, A., Schaepman, M.E., Dent, D.L., 2011. Analysis of monotonic greening and browning trends from global NDVI time-series. *Remote Sens. Environ.* 115, 692–702.
- De Jong, R., Verbesselt, J., Zeileis, A., Schaepman, M.E., 2013. Shifts in Global Vegetation Activity Trends. *Remote Sens.* 5, 1117–1133.
- De Wit, A., Duveiller, G., Defourny, P., 2012. Estimating regional winter wheat yield with WOFOST through the assimilation of green area index retrieved from MODIS observations. *Agric. For. Meteorol.* 164, 39–52.
- Delécolle, R., Maas, S.J., Guérif, M., Baret, F., 1992. Remote sensing and crop production models: present trends. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 47, 145–161.
- Delrue, J., Bydekerke, L., Eerens, H., Giliams, S., Piccard, I., Swinnen, E., 2013. Crop mapping in countries with small-scale farming: a case study for West Shewa, Ethiopia. *Int. J. Remote Sens.* 34, 2566–2582.
- Dingkuhn, M., Baron, C., Bonnal, V., Maraun, F., Sarr, B., Clopes, A., Forest, F., 2003. Decision support tools for rainfed crops in the Sahel at the plot and regional scales, in: Struif, B.T., Wopereis, M. (Eds.), *Decision Support Tools for Smallholder Agriculture in Sub-Saharan Africa: A Practical Guide*. pp. 127–139.
- Dinku, T., Connor, S.J., Ceccato, P., 2010. Comparison of CMORPH and TRMM-3B42 over Mountainous Regions of Africa and South America, in: Gebremichael, M., Hossain, F. (Eds.), *Satellite Rainfall Applications for Surface Hydrology*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 193–204.
- Diouf, A., Lambin, E.F., 2001. Monitoring land-cover changes in semi-arid regions: remote sensing data and field observations in the Ferlo, Senegal. *J. Arid Environ.* 48, 129–148.
- Doraiswamy, P.C., Hatfield, J.L., Jackson, T.J., Akhmedov, B., Prueger, J., Stern, A., 2004. Crop condition and yield simulations using Landsat and MODIS. *Remote Sens. Environ.* 92, 548–559. doi:10.1016/j.rse.2004.05.017
- Doraiswamy, P.C., Sinclair, T.R., Hollinger, S., Akhmedov, B., Stern, A., Prueger, J., 2005. Application of MODIS derived parameters for regional crop yield assessment. *Remote Sens. Environ.* 97, 192–202.

D

- D'Herbès, J.M., Valentin, C., 1997. Land surface conditions of the Niamey region: ecological and hydrological implications. *J. Hydrol.* 188–189, 18–42.
- Dardel, C., Kergoat, L., Hiernaux, P., Grippa, M., Mougénou, E., Ciais, P., Nguyen, C.C., 2014a. Rain-Use-Efficiency: What it Tells us about the Conflicting

E

- Eklundh, L., Olsson, L., 2003. Vegetation index trends for the African Sahel 1982–1999. *Geophys. Res. Lett.* 30, 1–4.
- Estes, A.B., Kuemmerle, T., Kushnir, H., Radeloff, V.C., Shugart, H.H., 2012. Land-cover change and human population trends in the greater Serengeti ecosystem from 1984–2003. *Biol. Conserv.* 147, 255–263.

Evans, J., Geerken, R., 2004. Discrimination between climate and human-induced dryland degradation. *J. Arid Environ.* 57, 535–554.

F

- FAO, 2015. Vue d'ensemble régionale de l'insécurité alimentaire en Afrique: Des perspectives plus favorables que jamais. Accra (Ghana). p. 26.
- FAO, 2011. Amélioration des statistiques relatives à la sécurité alimentaire, à l'agriculture durable, et au développement rural : Plan d'action pour l'Afrique 2001-2015. p. 157.
- FAO, 2000. LAND COVER CLASSIFICATION SYSTEM (LCCS): CLASSIFICATION CONCEPTS AND USER MANUAL [WWW Document]. URL <http://www.fao.org/docrep/003/x0596e/x0596e00.HTM> (accessed 3.18.15).
- FAO IFAD and WFP, 2015. The State of Food Insecurity in the World 2015. Meeting the 2015 international hunger targets: taking stock of uneven progress. Rome (Italy). p. 62.
- FAO, World-Bank, 2001. Farming Systems and Poverty: Improving farmers' livelihoods in a changing world. Rome, Italy. p. 464.
- FAO/IIASA/ISRIC/ISSCAS/JRC, 2012. Harmonized World Soil Database (version 1.2).
- FAO-AQUASTAT, 2013. Niger [WWW Document]. URL http://www.fao.org/nr/water/aquastat/countries_regions/NER/
- FAOSTAT, 2013. Agricultural data, Food and Agricultural Organization of the United Nations [WWW Document]. URL <http://faostat.fao.org/site/291/default.aspx>
- Fensholt, R., Langanke, T., Rasmussen, K., Reenberg, A., Prince, S.D., Tucker, C.J., Scholes, R.J., Le, Q.B., Bondeau, A., Eastman, R., Epstein, H., Gaughan, A.E., Hellden, U., Mbow, C., Olsson, L., Paruelo, J., Schweitzer, C., Seaquist, J., Wessels, K., 2012. Greenness in semi-arid areas across the globe 1981–2007 - an Earth Observing Satellite based analysis of trends and drivers. *Remote Sens. Environ.* 121, 144–158.
- Fensholt, R., Rasmussen, K., 2011. Analysis of trends in the Sahelian “rain-use efficiency” using GIMMS NDVI, RFE and GPCP rainfall data. *Remote Sens. Environ.* 115, 438–451.
- FEWS NET, 2014. NIGER FOOD SECURITY BRIEF. p. 55.
- Friedl, M.A., McIver, D.K., Hodges, J.C.F., Zhang, X.Y., Muchoney, D., Strahler, A.H., Woodcock, C.E., Gopal, S., Schneider, A., Cooper, A., Baccini, A., Gao, F., Schaaf, C.B., 2002. Global land cover mapping from MODIS: Algorithms and early results. *Remote Sens. Environ.* 83, 287–302.
- Friedl, M.A., Sulla-Menashe, D., Tan, B., Schneider, A., Ramankutty, N., Sibley, A., Huang, X., 2010. MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets. *Remote Sens. Environ.* 114, 168–182.
- Fritz, S., McCallum, I., Schill, C., Perger, C., Grillmayer, R., Achard, F., Kraxner, F., Obersteiner, M., 2009. Geo-Wiki.Org: The Use of Crowdsourcing to Improve Global Land Cover. *Remote Sens.* 1, 345–354.

- Fritz, S., See, L., 2008. Identifying and quantifying uncertainty and spatial disagreement in the comparison of Global Land Cover for different applications. *Glob. Chang. Biol.* 14, 1057–1075.
- Fritz, S., See, L., McCallum, I. a N., You, L., Bun, A., Moltchanova, E., Duerauer, M., Albrecht, F., Schill, C., Perger, C., Havlik, P., Mosnier, A., Thornton, P., Wood-sichra, U., Herrero, M., Becker-Reshef, I., 2015. Mapping global cropland and field size. *Glob. Chang. Biol.* 21, 1–13.
- Fritz, S., See, L., Rembold, F., 2010. Comparison of global and regional land cover maps with statistical information for the agricultural domain in Africa. *Int. J. Remote Sens.* 31, 2237–2256.
- Funk, C., Budde, M.E., 2009. Phenologically-tuned MODIS NDVI-based production anomaly estimates for Zimbabwe. *Remote Sens. Environ.* 113, 115–125.
- Funk, C., Rowland, J., Adoum, A., Eilerts, G., Verdin, J., White, L., 2012. A Climate Trend Analysis of Senegal. U.S. Geological Survey Fact Sheet 2012–3123. p. 4.

G

- Galle, S., Ehrmann, M., Peugeot, C., 1999. Water balance in a banded vegetation pattern. *Catena* 37, 197–216.
- Geist, H.J., Lambin, E.F., 2004. Dynamic Causal Patterns of Desertification. *Bioscience* 54, 817–829.
- Genesio, L., Bacci, M., Baron, C., Diarra, B., Di Vecchia, A., Alhassane, A., Hassane, I., Ndiaye, M., Philippon, N., Tarchiani, V., Traoré, S.B., 2011. Early warning systems for food security in West Africa: evolution, achievements and challenges. *Atmos. Sci. Lett.* 12, 142–148.
- Girard, M.-C., Girard, C., 2010. Traitement des données de télédétection: Environnement et ressources naturelles, Dunod. ed. p. 553.
- Giri, C., Pengra, B., Long, J., Loveland, T.R., 2013. Next generation of global land cover characterization, mapping, and monitoring. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 25, 30–37.
- Giri, C., Zhu, Z., Reed, B., 2005. A comparative analysis of the Global Land Cover 2000 and MODIS land cover data sets. *Remote Sens. Environ.* 94, 123–132.
- Gosset, M., Viarre, J., Quantin, G., Alcoba, M., 2013. Evaluation of several rainfall products used for hydrological applications over West Africa using two high-resolution gauge networks. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 139, 923–940.
- Groten, S.M.E., 1993. NDVI—crop monitoring and early yield assessment of Burkina Faso. *Int. J. Remote Sens.* 14, 1495–1515.

H

- Haile, M., 2005. Weather patterns, food security and humanitarian response in sub-Saharan Africa. *Philos. Trans. R. Soc. Lond. B. Biol. Sci.* 360, 2169–2182.
- Hannertz, F., Lotsch, A., 2006. Assessment of land use and cropland inventories for Africa (No. CEEPA Discussion Paper No.22). Centre for Environmental Economics and Policy in Africa, University of Pretoria. p. 22.

- Hansen, M.C., Defries, R., Townshend, J.R.G., Sohlberg, R., 2000. Global land cover classification at 1 km spatial resolution using a classification tree approach. *Int. J. Remote Sens.* 21, 1331–1364.
- HarvestChoice, 2015. Travel time to nearest town over 20K (mean, hours, 2000) [WWW Document]. *Int. Food Policy Res. Institute*, Washington, DC., Univ. Minnesota, St. Paul, MN. URL http://harvestchoice.org/data/tt_20k
- Hatfield, J.L., Kanemasu, E.T., Asrar, G., Jackson, R.D., Pinter, P.J., Reginato, R.J., Idso, S.B., 1984. Leaf-area estimates from spectral measurements over various planting dates of wheat. *Int. J. Remote Sens.* 46, 651–656.
- Hatfield, J.L., Moran, M.S., 2014. Agriculture and Remote Sensing, in: Njoku, E.G. (Ed.), *Encyclopedia of Remote Sensing*. Springer, New-York, USA, pp. 22–32.
- Helldén, U., Tottrup, C., 2008. Regional desertification : A global synthesis. *Glob. Planet. Change* 64, 169–176.
- Herold, M., Mayaux, P., Woodcock, C.E., Baccini, A., Schmullius, C., 2008. Some challenges in global land cover mapping : An assessment of agreement and accuracy in existing 1 km datasets. *Remote Sens. Environ.* 112, 2538–2556.
- Herrmann, S.M., Anyamba, A., Tucker, C.J., 2005. Recent trends in vegetation dynamics in the African Sahel and their relationship to climate. *Glob. Environ. Chang.* 15, 394–404.
- Herrmann, S.M., Sall, I., Sy, O., 2014. People and pixels in the Sahel : a study linking coarse-resolution remote sensing observations to land users' perceptions of their changing environment in Senegal. *Ecol. Soc.* 19, 18p.
- Herrmann, S.M., Tappan, G., 2013. Vegetation impoverishment despite greening : A case study from central Senegal. *J. Arid Environ.* 90, 55–66.
- Heumann, B.W., Seaquist, J.W., Eklundh, L., Jönsson, P., 2007. AVHRR derived phenological change in the Sahel and Soudan, Africa, 1982 – 2005. *Remote Sens. Environ.* 108, 385–392.
- Hickler, T., Eklundh, L., Seaquist, J.W., Smith, B., Ardo, J., Olsson, L., Sykes, M.T., Sjöström, M., 2005. Precipitation controls Sahel greening trend. *Geophys. Res. Lett.* 32, 1–4.
- Hiernaux, P., Ayantunde, A., Kalilou, A., Mougin, E., Gérard, B., Baup, F., Grippa, M., Djaby, B., 2009a. Trends in productivity of crops, fallow and rangelands in Southwest Niger : Impact of land use , management and variable rainfall. *J. Hydrol.* 375, 65–77.
- Hiernaux, P., Diarra, L., Trichon, V., Mougin, E., Soumaguel, N., Baup, F., 2009b. Woody plant population dynamics in response to climate changes from 1984 to 2006 in Sahel (Gourma, Mali). *J. Hydrol.* 375, 103–113.
- Higginbottom, T., Symeonakis, E., 2014. Assessing Land Degradation and Desertification Using Vegetation Index Data: Current Frameworks and Future Directions. *Remote Sens.* 6, 9552–9575.
- Higgins, N., Hintermann, B., Brown, M.E., 2015. A model of West African millet prices in rural markets. *Food Policy* 52, 33–43.
- Holben, B.N., Tucker, C.J., Fan, C.J., 1980. Spectral assessment of soybean leaf area and leaf biomass. *Photogramm. Eng. Remote Sensing* 46, 651–656.
- Hoscilo, A., Balzter, H., Bartholomé, E., Boschetti, M., Brivio, P.A., Brink, A., Clerici, M., Pekel, J.F., 2014. A conceptual model for assessing rainfall and vegetation trends in sub-Saharan Africa from satellite data. *Int. J. Climatol.* 11.
- Huang, J., Han, D., 2014. Meta-analysis of influential factors on crop yield estimation by remote sensing. *Int. J. Remote Sens.* 35, 2267–2295.
- Huber, S., Fensholt, R., Rasmussen, K., 2011. Water availability as the driver of vegetation dynamics in the African Sahel from 1982 to 2007. *Glob. Planet. Change* 76, 186–195.
- Huete, A., Tucker, C.J., 1991. Investigation of soil influences in AVHRR red and near- infrared vegetation index imagery. *Int. J. Remote Sens.* 12, 1223–1242.
- Huffman, G.J., Bolvin, D.T., Nelkin, E.J., Wolff, D.B., Adler, R.F., Gu, G., Hong, Y., Bowman, K.P., Stocker, E.F., 2007. The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA): Quasi-Global, Multiyear, Combined-Sensor Precipitation Estimates at Fine Scales. *J. Hydrometeorol.* 8, 38–55.
- Ibrahim, Y., Balzter, H., Kaduk, J., Tucker, C.J., 2015. Land Degradation Assessment Using Residual Trend Analysis of GIMMS NDVI3g, Soil Moisture and Rainfall in Sub-Saharan West Africa from 1982 to 2012. *Remote Sens.* 7, 5471–5494.
- Imran, M., Zurita-Milla, R., Stein, A., 2013. Modeling crop yield in West - African rainfed agriculture using global and local spatial regression. *Agron. J.* 105, 1177–1188.
- INS, 2014. Annuaire statistique du Niger 2008-2012 : Elevage [WWW Document]. URL http://www.stat-niger.org/statistique/file/Annuaire_Statistiques/INS_2012/AS2008-2012ELEVAGE.pdf
- IRAM, 2007. Les politiques de prévention et gestion des crises alimentaires: Enseignements de la crise du Niger de 2005. *Rapport d'Etude - Ministère de la Coopération et du Développement*. Paris, FRA : Ministère des Affaires Etrangères et Européennes. p. 92.
- Jackson, R.D., Idso, S.B., Reginato, R.J., Pinter, P.J., 1981. Canopy temperature as a crop water stress indicator. *Water Resour. Res.* 17, 1133–1138.
- Jain, M., Mondal, P., DeFries, R.S., Small, C., Galford, G.L., 2013. Mapping cropping intensity of smallholder farms: A comparison of methods using multiple sensors. *Remote Sens. Environ.* 134, 210–223.
- Jamali, S., Seaquist, J., Eklundh, L., Årdö, J., 2014. Automated mapping of vegetation trends with polynomials using NDVI imagery over the Sahel. *Remote Sens. Environ.* 141, 79–89.
- Janin, P., 2009. Les “émeutes de la faim” : une lecture (géopolitique) du changement (social). *Polit. étrangère* 2, 251–263.
- Johnson, K., Brown, M.E., 2014. Environmental risk factors and child nutritional status and survival in a context

of climate variability and change. *Appl. Geogr.* 54, 209–221.

Justice, C., Becker-Reshef, I., 2007. Developing a strategy for global agricultural monitoring in the framework of Group on Earth Observations (GEO) Workshop Report. Rome. p. 67.

Justice, C., Vermote, E.F., Townshend, J., DeFries, R.S., Roy, D.P., Hall, D.K., Salomonson, V.V., Privette, J.L., Riggs, G., Strahler, A.H., Lucht, W., Myneni, R., Knyazikhin, Y., Running, S.W., Nemani, R.R., Huete, A., van Leeuwen, W., Wolfe, R.E., Giglio, L., Muller, J., Lewis, P., Barnsley, M.J., 1998. The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 36, 1228–1249.

K

Kaptué Tchuenté, A.T., Roujean, J.L., De Jong, S.M., 2011. Comparison and relative quality assessment of the GLC2000, GLOBCOVER, MODIS and ECOCLIMAP land cover data sets at the African continental scale. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 13, 207–219.

Kastens, J.H., Kastens, T.L., Kastens, D.L.A., Price, K.P., Martinko, E.A., Lee, R., 2005. Image masking for crop yield forecasting using AVHRR NDVI time series imagery. *Remote Sens. Environ.* 99, 341–356.

Kindu, M., Schneider, T., Teketay, D., Knoke, T., 2015. Drivers of land use/land cover changes in Munessa-Shashemene landscape of the south-central highlands of Ethiopia. *Environ. Monit. Assess.* 187, 1–17.

Klish, A., Royer, A., Lazar, C., Baruth, B., Genovese, G., 2007. Extraction of phenological parameters from temporally smoothed vegetation indices, in: *Remote Sensing Support to Crop Yield Forecast and Area Estimates*. ISPRS Archives XXXVI-8/W48 Workshop proceedings, Stresa, Italy, pp. 91–96.

Knauer, K., Gessner, U., Kuenzer, C., Dech, S., 2014. Remote sensing of vegetation dynamics in West Africa – a review. *Int. J. Remote Sens.* 35, 6357–6396.

Kogan, F., 2008. Monitoring drought and its impacts on vegetation from space. p. 6.

Kouressy, M., Dingkuhn, M., Vaksman, M., Heinemann, A.B., 2008. Adaptation to diverse semi-arid environments of sorghum genotypes having different plant type and sensitivity to photoperiod. *Agric. For. Meteorol.* 148, 357–371.

L

Lambin, E.F., Gibbs, H.K., Ferreira, L., Grau, R., Mayaux, P., Meyfroidt, P., Morton, D.C., Rudel, T.K., Gasparri, I., Munger, J., 2013. Estimating the world's potentially available cropland using a bottom-up approach. *Glob. Environ. Chang.* 23, 892–901.

Lambin, E.F., Turner, B.L., Geist, H.J., Agbola, S.B., Angelsen, A., Bruce, J.W., Coomes, O.T., Dirzo, R., Fischer, G., Folke, C., George, P.S., Homewood, K., Imberson, J., Leemans, R., Li, X., Moran, E.F., Mortimore, M., Ramakrishnan, P.S., Richards, J.F., Skånes, H., Steffen, W., Stone, G.D., Svedin, U., Veldkamp, T. a., Vogel, C., Xu, J., 2001. The causes

of land-use and land-cover change: moving beyond the myths. *Glob. Environ. Chang.* 11, 261–269.

Latham, J., Cumani, R., Rosati, L., Bloise, M., 2014. Global Land Cover SHARE (GLC-SHARE). Rome, Italy. p. 40.

Latifovic, R., Olthof, I., 2004. Accuracy assessment using sub-pixel fractional error matrices of global land cover products derived from satellite data. *Remote Sens. Environ.* 90, 153–165.

Launay, M., Guerif, M., 2005. Assimilating remote sensing data into a crop model to improve predictive performance for spatial applications. *Agric. Ecosyst. Environ.* 111, 321–339.

Le Barbé, L., Lebel, T., 1997. Rainfall climatology of the HAPEX-Sahel region during the years 1950–1990. *J. Hydrol.* 188–189, 43–73.

Lebel, T., Cappelare, B., Galle, S., Hanan, N., Kergoat, L., Levis, S., Descroix, L., Gosset, M., Mougin, E., 2009. AMMA-CATCH studies in the Sahelian region of West-Africa: an overview. *J. Hydrol.* 375, 3–13.

Leblanc, M.J., Favreau, G., Massuel, S., Tweed, S.O., Loireau, M., Cappelare, B., 2008. Land clearance and hydrological change in the Sahel: SW Niger. *Glob. Planet. Change* 61, 135–150.

Leroux, L., and A. Bégué. 2014. Analyse régionale des dynamiques de la production végétale en Afrique de l'Ouest. CIRAD. Montpellier (FR). p. 19.

Leroux, L., Oszwald, J., Ngounou Ngatcha, B., Sebag, D., Penven, M., 2013. Le bassin versant du Mayo-Tsanaga (Nord Cameroun): un bassin versant expérimental pour une compréhension des relations Homme/Milieu. *Rev. Française Photogramm. Télédétection* 20, 42–54.

Li, W., Guo, Q., 2014. A New Accuracy Assessment Method for One-Class Remote Sensing Classification. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 52, 4621–4632.

Liaw, A., Wiener, M., 2002. Classification and Regression by randomForest. *R news* 2, 18–22.

Lobell, D.B., 2013. The use of satellite data for crop yield gap analysis. *F. Crop. Res.* 143, 56–64.

Lobell, D.B., Field, C., 2007. Global scale climate – crop yield relationships and the impacts of recent warming. *Environ. Res. Lett.* 2, 7p.

Loireau, M., 1998. *Espaces-Ressources-Usages: Spatialisation des interactions dynamiques entre les systèmes sociaux et les systèmes écologiques au Sahel nigérien. Thèse de Doctorat.* p. 407.

López-Lozano, R., Duveiller, G., Seguini, L., Meroni, M., García-Condado, S., Hooker, J., Leo, O., Baruth, B., 2015. Towards regional grain yield forecasting with 1km-resolution EO biophysical products: Strengths and limitations at pan-European level. *Agric. For. Meteorol.* 206, 12–32.

Loveland, T.R., Belward, A.S., 1997. The IGBP-DIS global 1 km land cover data set, DISCover: First results. *Int. J. Remote Sens.* 18, 3291–3295.

M

MacEachren, A., 1985. Compactness of geographic shape: Comparison and evaluation of measures. *Geogr. Ann. Ser. B. Hum. Geogr.* 67, 53–67.

Mahaman, I., 2001. Evolution à long terme de la fertilité des sols dans la région de Maradi, Dryland Research. p. 44.

- Marinho, E., Vancutsem, C., Fasbender, D., Kayitakire, F., Pini, G., Pekel, J.-F., 2014. From Remotely Sensed Vegetation Onset to Sowing Dates: Aggregating Pixel-Level Detections into Village-Level Sowing Probabilities. *Remote Sens.* 6, 10947–10965.
- Maselli, F., Rembold, F., 2001. Analysis of GAC NDVI Data for Cropland Identification and Yield Forecasting in Mediterranean African Countries. *Photogramm. Eng. Remote Sensing* 67, 593–602.
- Maselli, F., Romanelli, S., Bottai, L., Maracchi, G., 2000. Processing of GAC NDVI data for yield forecasting in the Sahelian region. *Int. J. Remote Sens.* 21, 3509–3523.
- Mayaux, P., Lambin, E.F., 1995. Estimation of Tropical Forest Area from Coarse Spatial Resolution Data: A Two-Step Correction Function for Proportional Errors Due to Spatial Aggregation. *Remote Sens. Environ.* 53, 1–15.
- Mbow, C., Brandt, M., Ouedraogo, I., de Leeuw, J., Marshall, M., 2015. What Four Decades of Earth Observation Tell Us about Land Degradation in the Sahel? *Remote Sens.* 7, 4048–4067.
- McCallum, I., Obersteiner, M., Nilsson, S., Shvidenko, A., 2006. A spatial comparison of four satellite derived 1km global land cover datasets. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 8, 246–255.
- McDonald, R.B., Hall, R., 1980. Global Crop Forecasting. *Science* 208, 670–679.
- Misra, A.N., 1995. Assimilate partitioning in pearl millet (*Pennisetum glaucum* L.R.Br.). *Acta Physiol. Plant.* 17, 41–46.
- Monteith, J.L., 1972. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. *J. Appl. Ecol.* 9, 747–766.
- Monteith, J.L., Moss, C.J., 1977. Climate and the efficiency of crop production in Britain. *Philos. Trans. R. Soc. Lond. B. Biol. Sci.* 281, 277–294.
- Moran, M.S., Clarke, T.R., Inoue, Y., Vidal, A., 1994. Estimating Crop Water Deficit Using the Relation between Surface-Air Temperature and Spectral Vegetation Index. *Remote Sens. Environ.* 49, 246–263.
- Moran, M.S., Inoue, Y., Barnes, E.M., 1997. Opportunities and Limitations for Image-Based Remote Sensing in Precision Crop Management. *Remote Sens. Environ.* 61, 319–346.
- Mueller, N.D., Gerber, J.S., Johnston, M., Ray, D.K., Ramankutty, N., Foley, J.A., 2012. Closing yield gaps through nutrient and water management. *Nature* 490, 254–7.
- Müller, C., Bondeau, A., Popp, A., Waha, K., Fader, M., 2010. Climate Change Impacts on Agricultural Yields. Washington D.C. p. 11.
- Mutoko, M.C., Hein, L., Bartholomeus, H., 2014. Integrated analysis of land use changes and their impacts on agrarian livelihoods in the western highlands of Kenya. *Agric. Syst.* 128, 1–12.
- Neumann, K., Verburg, P.H., Stehfest, E., Müller, C., 2010. The yield gap of global grain production: A spatial analysis. *Agric. Syst.* 103, 316–326.
- Nutini, F., Boschetti, M., Brivio, P.A., Bocchi, S., Antoninetti, M., 2013. Land-use and land-cover change detection in a semi-arid area of Niger using multi-temporal analysis of Landsat images. *Int. J. Remote Sens.* 34, 4769–4790.
- Olson, D.M., Dinerstein, E., Wikramanayake, E.D., Burgess, N.D., Powell, G.V.N., Underwood, E.C., D'amico, J. a., Itoua, I., Strand, H.E., Morrison, J.C., Loucks, C.J., Allnutt, T.F., Ricketts, T.H., Kura, Y., Lamoreux, J.F., Wettengel, W.W., Hedao, P., Kassem, K.R., 2001. Terrestrial Ecoregions of the World: A New Map of Life on Earth. *Bioscience* 51, 933.
- Olsson, L., Eklundh, L., Ardo, J., 2005. A recent greening of the Sahel — trends, patterns and potential causes. *J. Arid Environ.* 63, 556–566.
- Padilla, F.L.M., Maas, S.J., González-Dugo, M.P., Mansilla, F., Rajan, N., Gavilán, P., Domínguez, J., 2012. Monitoring regional wheat yield in Southern Spain using the GRAMI model and satellite imagery. *F. Crop. Res.* 130, 145–154.
- Pérez-Hoyos, A., García-Haro, F.J., San-Miguel-Ayán, J., 2012. Conventional and fuzzy comparisons of large scale land cover products: Application to CORINE, GLC2000, MODIS and GlobCover in Europe. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 74, 185–201.
- Philippon, N., Baron, C., Boyard-Micheau, J., Adde, A., Leclerc, C., Mwongera, C., Camberlin, P., 2015. Climatic gradients along the windward slopes of Mount Kenya and their implication for crop risks. Part 2: crop sensitivity. *Int. J. Climatol.* 34, 2136–2152.
- Pierre, C., Yéro, K.S., Dessay, N., Descroix, L., 2012. Les séries de cartes d'occupation des sols de 1950 à nos jours et cartes numériques du site NIGER. p. 49.
- Pittman, K., Hansen, M., Becker-Reshef, I., Potapov, P. V., Justice, C., 2010. Estimating Global Cropland Extent with Multi-year MODIS Data. *Remote Sens.* 2, 1844–1863.
- Plexida, S., Sfougaris, A., Ispikoudis, I., Papanastasis, V., 2014. Selecting landscape metrics as indicators of spatial heterogeneity — A comparison among Greek landscapes. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 26, 26–35.
- Prasad, A.K., Chai, L., Singh, R.P., Kafatos, M., 2006. Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 8, 26–33.
- Pricope, N.G., Binford, M.W., 2012. A spatio-temporal analysis of fire recurrence and extent for semi-arid savanna ecosystems in Southern Africa using moderate-resolution satellite imagery. *J. Environ. Manage.* 100, 72–85. doi:10.1016/j.jenvman.2012.01.024

Pricope, N.G., Husak, G., Lopez-Carr, D., Funk, C., Michaelsen, J., 2013. The climate-population nexus in the East African Horn: Emerging degradation trends in rangeland and pastoral livelihood zones. *Glob. Environ. Chang.* 23, 1525–1541.

Prince, S.D., Wessels, K., Tucker, C.J., Nicholson, S.E., 2007. Desertification in the Sahel : a reinterpretation of a reinterpretation. *Glob. Chang. Biol.* 13, 1308–1313.

R

Ramankutty, N., Evan, A.T., Monfreda, C., Foley, J. a., 2008. Farming the planet: 1. Geographic distribution of global agricultural lands in the year 2000. *Global Biogeochem. Cycles* 22, 1–19.

Ran, Y., Li, X., Lu, L., 2010. Evaluation of four remote sensing based land cover products over China. *Int. J. Remote Sens.* 31, 391–401.

Rasmussen, K., Fensholt, R., Fog, B., Vang Rasmussen, L., Yanogo, I., 2014. Explaining NDVI trends in northern Burkina Faso. *Geogr. Tidsskr. J. Geogr.* 114, 17–24.

Rasmussen, M.S., 1998. Developing simple, operational, consistent NDVI-vegetation models by applying environmental and climatic information. Part II: Crop yield assessment. *Int. J. Remote Sens.* 19, 119–139.

Rasmussen, M.S., 1997. Operational yield forecast using AVHRR NDVI data: Reduction of environmental and inter-annual variability. *Int. J. Remote Sens.* 18, 1059–1077.

Rasmussen, M.S., 1992. Assessment of millet yields and production in northern Burkina Faso using integrated NDVI from the AVHRR. *Int. J. Remote Sens.* 13, 3431–3442.

Rembold, F., Atzberger, C., Savin, I., Rojas, O., 2013. Using Low Resolution Satellite Imagery for Yield Prediction and Yield Anomaly Detection. *Remote Sens.* 5, 1704–1733.

Rockström, J., de Rouw, A., 1997. Water , nutrients and slope position in on-farm pearl millet cultivation in the Sahel. *Plant Soil* 195, 311–327.

Rojas, O., 2007. Operational maize yield model development and validation based on remote sensing and agro-meteorological data in Kenya. *Int. J. Remote Sens.* 28, 3775–3793.

Rojas, O., Vrieling, a., Rembold, F., 2011. Assessing drought probability for agricultural areas in Africa with coarse resolution remote sensing imagery. *Remote Sens. Environ.* 115, 343–352.

Roudier, P., Sultan, B., Quirion, P., Baron, C., Alhassane, A., Traoré, S.B., Muller, B., 2012. An ex-ante evaluation of the use of seasonal climate forecasts for millet growers in SW Niger. *Int. J. Climatol.* 32, 759–771.

Rouse, J., Haas, R., Schell, J., 1974. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation. *Texas A M Univ.* 1–8.

S

San-Emeterio, J.L., Alexandre, F., Andrieu, J., Génin, A., Mering, 2013. Changements socio-environnementaux et dynamiques des paysages ruraux le long du

gradient bioclimatique nord-sud dans le sud-ouest du Niger (régions de Tillabery et de Dosso). *VertigO* 13, 1–27.

Sarr, B., Kafando, L., Atta, S., 2011. Identification des risques climatiques de la culture du maïs au Burkina Faso. *Int. J. Biol. Chem. Sci.* 5, 1659–1675.

Schlecht, E., Hiernaux, P., Achard, F., Turner, M.D., 2004. Livestock related nutrient budgets within village territories in Western Niger. *Nutr. Cycl. Agroecosystems* 68, 199–211.

Schlenker, W., Lobell, D.B., 2010. Robust negative impacts of climate change on African agriculture. *Environ. Res. Lett.* 5, 014010.

Schwarz, G., 1978. Estimating the Dimension of a Model. *Ann. Stat.* 6, 461–464.

Sequist, J.W., Hickler, T., Eklundh, L., Ardo, J., Heumann, B.W., 2009. Disentangling the effects of climate and people on Sahel vegetation dynamics. *Biogeosciences* 6, 469–477.

Senay, G.B., Bohms, S., Singh, P.H., Gowda, N.M., Velpuri, H., Alemu, H., Verdin, J., 2013. Operational evapotranspiration mapping using remote sensing and weather datasets: A new parameterization for the SSEB approach. *J. Am. Water Resour. Assoc.* 1–15.

Sibley, A.M., Grassini, P., Thomas, N.E., Cassman, K.G., Lobell, D.B., 2014. Testing Remote Sensing Approaches for Assessing Yield Variability among Maize Fields. *Agron. J.* 106, 24.

Singh, P.J., Justice, C., Soares, J., Leo, O., Kosuth, P., Jarvis, I., Becker-Reshef, I., 2012. GEO-GLAM: A GEOSS-G20 initiative on Global Agricultural Monitoring. 39th COSPAR Sci. Assem.

Sivakumar, M.V.K., 1988. Predicting rainy season potential from the onset of rains in Southern Sahelian and Sudanian climatic zones of West Africa. *Agric. For. Meteorol.* 42, 295–305.

Sivakumar, M.V.K., 1992. Empirical Analysis of Dry Spells for Agricultural Applications in West Africa. *J. Clim.* 5, 532–539.

Smith, J.H., Stehman, S. V., Wickham, J.D., Yang, L., 2003. Effects of landscape characteristics on land-cover class accuracy. *Remote Sens. Environ.* 84, 342–349.

Souley Yero, K., 2012. Land cover changes in West Niger : Impact on the water cycle. *Thèse de Doctorat.* University of Grenoble (France). p. 170.

Soumana, I., 2001. Niger: Bilan diagnostic pour la production du mil et du sorgho. p. 140.

Spaeth, H.J., Francis, M.L., 1994. Deforestation and land surface change in the hinterland of Niamey, Niger. *Appl. Geogr. Dev.* 43, 27.

Stisen, S., Sandholt, I., 2010. Evaluation of remote-sensing-based rainfall products through predictive capability in hydrological runoff modelling. *Hydrol. Process.* 24, 879–891.

Strahler, A.H., Boschetti, L., Foody, G.M., Friedl, M.A., Hansen, M., Herold, M., Mayaux, P., Morisette, J.T., Stehman, S. V., Woodcock, C.E., 2006. Global land cover validation: Recommendations for evaluation and accuracy assessment of global land cover maps. p. 58.

Su, F., Hong, Y., Lettenmaier, D.P., 2008. Evaluation of TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA) and Its Utility in Hydrologic Prediction in the La Plata Basin. *J. Hydrometeorol.* 9, 622–640.

Sultan, B., Baron, C., Dingkuhn, M., Sarr, B., Janicot, S., 2005. Agricultural impacts of large-scale variability

of the West African monsoon. *Agric. For. Meteorol.* 128, 93–110.

T

- Tappan, G., Sall, M., Wood, E., Cushing, M., 2004. Ecoregions and land cover trends in Senegal. *J. Arid Environ.* 59, 427–462.
- Tarchiani, V., Di Vecchia, A., Genesio, L., Sorani, F., 2008. Monitoring drylands ecosystem dynamics for sustainable development policies: the Keita experience, in: Lee, C., Schaaf, T. (Eds.), *The Future of Drylands*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 395–407.
- Tateishi, R., Hoan, N.T., Kobayashi, T., Alsaadeh, B., Tana, G., Phong, D.X., 2014. Production of Global Land Cover Data – GLCNMO2008. *J. Geogr. Geol.* 6, 99–122.
- Tefari, E., Bewket, W., Uhlenbrook, S., Wenninger, J., 2013. Understanding recent land use and land cover dynamics in the source region of the Upper Blue Nile, Ethiopia: Spatially explicit statistical modeling of systematic transitions. *Agric. Ecosyst. Environ.* 165, 98–117.
- Tefft, J., McGuire, M., Maunder, N., 2006. Planning for the future: An assessment of food security early warning systems in sub-Saharan Africa. Rome, Italy. p. 39.
- The World Bank, 2013. Agricultural sector risk assessment in Niger: Moving from Crisis Response to Long-Term Risk Management. p. 96.
- Thenkabail, P.S., Biradar, C.M., Noojipady, P., Dheeravath, V., Velpuri, M., Gumma, M., Gangalakunta, O.R.P., Turrall, H., Cai, X., Vithanage, J., Schull, M.A., Dutta, R., 2009. Global irrigated area map (GIAM), derived from remote sensing, for the end of the last millennium. *Int. J. Remote Sens.* 30, 3679–3733.
- Tittonell, P., Giller, K.E., 2013. When yield gaps are poverty traps: The paradigm of ecological intensification in African smallholder agriculture. *F. Crop. Res.* 143, 76–90.
- Traoré, S.B., Alhassane, A., Muller, B., Kouressy, M., Somé, L., Sultan, B., Oettli, P., Siéné Laopé, A.C., Sangaré, S., Vaksman, M., Diop, M., Dingkuhn, M., Baron, C., 2011. Characterizing and modeling the diversity of cropping situations under climatic constraints in West Africa. *Atmos. Sci. Lett.* 12, 89–95.
- Traoré, S.B., Ali, A., Tinni, S.H., Samake, M., Garba, I., Maigari, I., Alhassane, A., Samba, A., Diao, M.B., Atta, S., Dieye, P.O., Nacro, H.B., Bouafou, K.G.M., 2014. AGRHYMET: A drought monitoring and capacity building center in the West Africa Region. *Weather Clim. Extrem.* 3, 22–30.
- Tucker, C.J., 1985. Satellite Remote Sensing of Total Herbaceous Biomass Production in the Senegalese Sahel: 1980–1984. *Remote Sens. Environ.* 17, 233–249.
- Tucker, C.J., 1979. Red and Photographic Infrared linear Combinations for Monitoring Vegetation. *Remote Sens. Environ.* 8, 127–150.
- Tucker, C.J., Holben, B., Elgin, J., McMurtrey, J., 1980. Relationship of spectral data to grain yield variation. *Photogramm. Eng. Remote Sensing* 46, 657–666.

- Tucker, C.J., Newcomb, W.W., Dregne, H.E., 1994. AVHRR data sets for determination of desert spatial extent. *Int. J. Remote Sens.* 15, 3547–3565.
- Tucker, C.J., Nicholson, S.E., 1999. Variations from in to the Size of the Sahara Desert from 1980 to 1997. *Ambio* 28, 587–591.
- Tucker, C.J., Vanpraet, C., Boerwinkel, E., Gaston, A., 1983. Satellite remote-sensing of total dry-matter production in the Senegalese Sahel. *Remote Sens. Environ.* 13, 461–474.

U

- United Nations, 2015. Objectifs du Millénaire pour le Développement: Rapport 2015. New-York, USA. p. 75.
- United Nations, 2013a. Objectifs du Millénaire pour le développement. Rapport de 2013. New York. p. 60.
- United Nations, 2013b. World Population Prospects: The 2012 Revision, Highlights and advance tables. p. 43.

V

- Vadez, V., Hash, T., Bidinger, F.R., Kholova, J., 2012. II.1.5 Phenotyping pearl millet for adaptation to drought. *Front. Physiol.* 3, p. 386.
- Valentin, C., Rajot, J.-L., Mitja, D., 2004. Responses of soil crusting, runoff and erosion to fallowing in the sub-humid and semi-arid regions of West Africa. *Agric. Ecosyst. Environ.* 104, 287–302.
- Van Hoolst, R., Eerens, H., Royer, A., Racionzer, P., Rojas, O., Li, Y., 2012. Development of a global Agricultural Drought Stress Index System (ASIS) based on Earth Observation data.
- Van Ittersum, M.K., Cassman, K.G., Grassini, P., Wolf, J., Tittonell, P., Hochman, Z., 2013. Yield gap analysis with local to global relevance-A review. *F. Crop. Res.* 143, 4–17.
- Van Vliet, N., Reenberg, A., Rasmussen, L.V., 2013. Scientific documentation of crop land changes in the Sahel: A half empty box of knowledge to support policy? *J. Arid Environ.* 95, 1–13.
- Vancutsem, C., Marinho, E., Kayitakire, F., See, L., Fritz, S., 2013. Harmonizing and Combining Existing Land Cover/Land Use Datasets for Cropland Area Monitoring at the African Continental Scale. *Remote Sens.* 5, 19–41.
- Varlet-Grancher, C., Chartier, M., Gosse, G., Bonhomme, R., 1981. Rayonnement utile pour la photosynthèse des végétaux en conditions naturelles; caractérisation et variations. *Acta Oecologica* 2, 189–202.
- Verdin, J., 2012. Drought and Famie Early Warning in the Great Horn of Africa, in: American Meteorology Society Annual Meeting. New Orleans, Louisiana.
- Verdin, J., Klaver, R., 2002. Grid-cell-based crop water accounting for the famine early warning system. *Hydrol. Process.* 16, 1617–1630.
- Vermote, E.F., El Saleous, N.Z., Justice, C., 2002. Atmospheric correction of MODIS data in the visible to middle infrared: first results. *Remote Sens. Environ.* 83, 97–111.
- Vintrou, E., Bégué, A., Baron, C., Alexandre, S., Lo Seen, D., Traoré, S.B., 2014. A Comparative Study on

Satellite and Model-Based Crop Phenology in West Africa. *Remote Sens.* 6, 1367–1389.

Vintrou, E., Desbrosse, A., Bégué, A., Traoré, S., Baron, C., Lo Seen, D., 2012a. Crop area mapping in West Africa using landscape stratification of MODIS time series and comparison with existing global land products. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 14, 83–93.

Vintrou, E., Soumaré, M., Bernard, S., Bégué, A., Baron, C., Lo Seen, D., 2012b. Mapping Fragmented Agricultural Systems in the Sudano-Sahelian region using Random Forest and Metrics of Coarse Resolution MODIS Imagery. *Photogramm. Eng. Remote Sensing* 8, 839–848.

W

Waldner, F., Fritz, S., Di Gregorio, A., Defourny, P., 2015. Mapping Priorities to Focus Cropland Mapping Activities: Fitness Assessment of Existing Global, Regional and National Cropland Maps. *Remote Sens.* 7, 7959–7986.

Wall, L., Larocque, D., Léger, P., 2008. The early explanatory power of NDVI in crop yield modelling. *Int. J. Remote Sens.* 29, 2211–2225.

Wan, Z., 2013. Modis Land Surface Temperature Products Users' Guide [WWW Document]. URL <http://www.icess.ucsb.edu/modis/LstUsrGuide/usrguide.html>

Wan, Z., Zhang, Y., Zhang, Q., Li, Z.-L., 2004. Quality assessment and validation of the MODIS global land surface temperature. *Int. J. Remote Sens.* 25, 261–274.

Wardlow, B.D., Egbert, S.L., 2008. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data : An assessment for the U . S . Central Great Plains. *Remote Sens. Environ.* 112, 1096–1116.

Y

Yayé, H., Danguioua, A., Jalloh, A., Zougmore, R., Nelson C., G., THomas, T.S., 2013. Niger, in: IFPRI (Ed.), *West African Agriculture and Climate Change: A Comprehensive Analysis*. pp. 233–258.

Yu, L., Wang, J., Gong, P., 2013. Improving 30 m global land-cover map FROM-GLC with time series MODIS and auxiliary data sets: a segmentation-based approach. *Int. J. Remote Sens.* 34, 5851–5867.

Z

Zhan, W., Chen, Y., Zhou, J., Wang, J., Liu, W., Voogt, J., Li, J. (2013). Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: Literature survey, taxonomy, issues, and caveats. *Remote Sensing of Environment*, 131(19), 119–139.
<http://doi.org/10.1016/j.rse.2012.12.014>

Zhao, T., Yatagai, A., 2014. Evaluation of TRMM 3B42 product using a new gauge-based analysis of daily precipitation over China. *Int. J. Climatol.* 34, 2749–2762.

Annexes

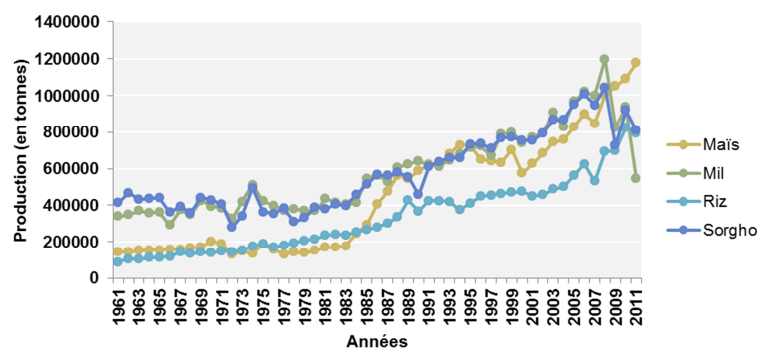
Annexe I : Evolution de la production céréalière en Afrique de l'Ouest

La production agricole des quatre céréales principales (maïs, mil, riz et sorgho) a augmenté depuis les années 1960 (voir Figure 1 ci-dessous), mais avec des rendements qui restent très faibles pour le maïs, le mil et le sorgho (entre 0.5 et 1.5 t ha⁻¹ selon les années). Pour le riz, les rendements sont légèrement supérieurs aux précédentes cultures (entre 1 et 2 t ha⁻¹). Ces performances sont donc bien inférieures à ce que l'on pourrait observer en Asie ou en Europe (6 à 12 t ha⁻¹ pour le maïs, le blé et le riz; Blein *et al.*, 2008). Cependant, des différences apparaissent entre le maïs et le riz d'une part et le sorgho et le mil d'autre part :

- **Le sorgho et le mil** suivent globalement la même évolution, avec pour les années de sécheresse une réduction de la production pour ces deux cultures (ex. en 1972, 1984 ou 1997). Ces céréales présentent les rendements les plus faibles, avec une stagnation notamment pour le sorgho depuis les années 1980, mais les surfaces cultivées les plus importantes (~1 Mha pour chaque culture). On observe depuis 2008 une réduction brutale de la production du mil (due aux rendements) et du sorgho qui *a priori* ne s'explique pas par le seul facteur climatique.
- **Le maïs et le riz** suivent quant à eux une plus forte croissance depuis les années 1980 et une très nette accélération depuis le début des années 2000. Le maïs doit en partie son essor à son introduction dans les systèmes à base de coton ou la rotation coton-maïs permet à ce dernier de bénéficier d'une partie des engrais achetés pour le coton (Blein *et al.*, 2008). Par ailleurs, le riz est, des quatre céréales présentées ici, celle pour laquelle on peut espérer une marge d'augmentation considérable sous conditions d'une meilleure mise en valeur des terres potentiellement irrigables et une meilleure gestion de l'eau.

Ces dynamiques contrastées entre les céréales traditionnelles et le maïs et le riz traduisent également un changement dans la part de chacune des céréales dans la production céréalière totale. Le mil et le sorgho dominaient en 1961 tandis qu'en 2011 les répartitions se sont inversées, le maïs est devenue la principale céréale, suivi du sorgho et du riz, puis du mil qui ne constitue qu'une petite part de la production céréalière.

a) Production



b) Surfaces et Rendements

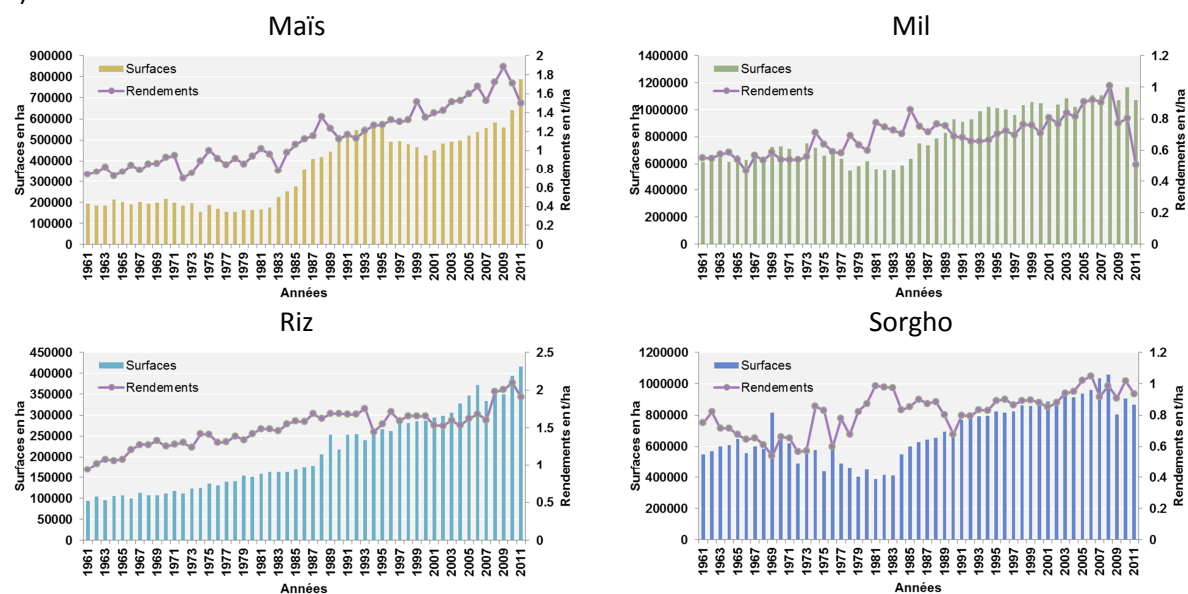


Figure 1: Evolution a) de la production, b) des surfaces cultivées (en barre) et des rendements (en ligne) de maïs, mil, riz et sorgho en Afrique de l'Ouest entre 1961 et 2011 (Sources: FAOSTAT).

Annexe II : La télédétection de la végétation

Généralités

Le suivi des couverts végétaux par télédétection repose pour l'essentiel sur la réponse spectrale de la végétation dans les différentes gammes de longueur d'onde résultant de l'interaction complexe entre le rayonnement électromagnétique et la canopée. Le comportement spectral de la végétation dépend à la fois des propriétés optiques des feuilles (teneur en chlorophylle, teneur en eau et structure interne des feuilles), mais également de la structure du couvert et de l'agencement des plantes qui composent le couvert végétal dans l'espace (structure de la canopée, organisation des peuplements et influence des sols sous-jacents, inclinaison de feuilles, etc.). Il varie également dans le temps au cours de la saison en fonction des différents stades de développement de la plante (Figure 1).

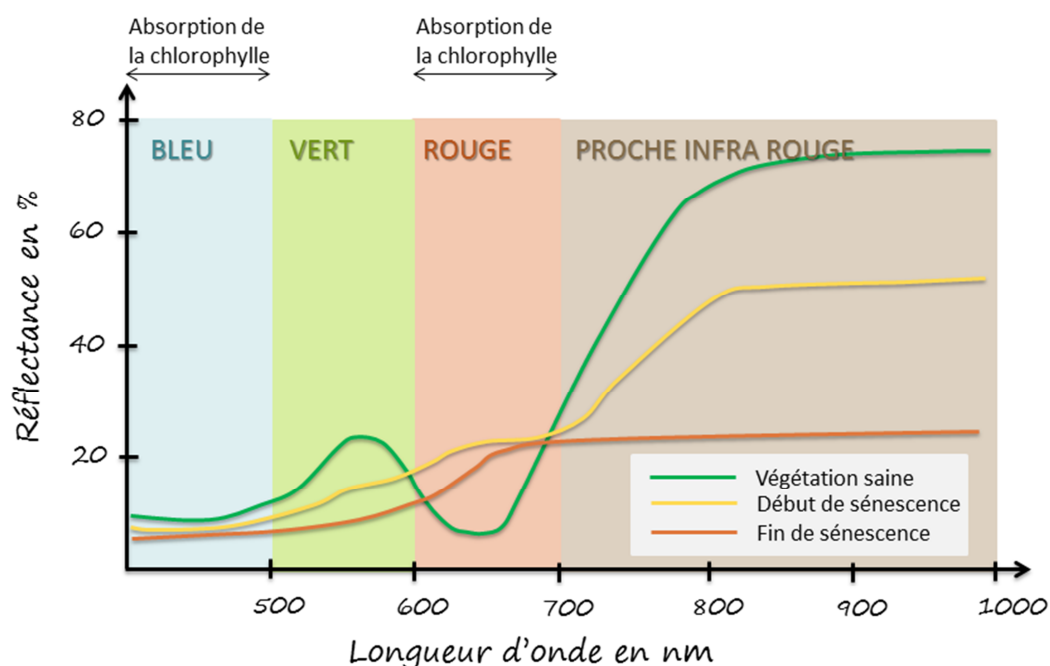


Figure 1: Comportement spectral de la végétation en fonction de son état physiologique (adapté de <http://e-cours.univ-paris1.fr/modules/uved/envcal/html/vegetation/caracteristique-vegetation/proprietes.html>).

Dans le domaine du visible (380-700 nm), la végétation présente une réflectance faible en raison des pigments foliaires de chlorophylle a et b qui présentent deux bandes d'absorption (dans le bleu et dans le rouge), ce qui se traduit par un maximum de réflectance dans le vert (aux alentours de 550 nm) et qui confère l'apparence verte des feuilles lorsque la plante est en bonne santé. Dans le proche infrarouge (700 nm à 1300 nm), c'est la structure interne du couvert qui influence les différentes valeurs de réflectances, mais avec des valeurs de réflectance bien plus élevées que dans le visible. Au cours du cycle de développement de la plante, les changements observés du comportement spectral dans le visible et le proche infrarouge sont dus à des changements de physiologie qui sont de deux ordres : (i) naturels liés au passage d'un stade phénologique à un autre et ce de la maturation jusqu'à la sénescence (Figure 2) et (ii) liés à un stress (stress hydrique, stress azotée, maladies ou attaques d'insecte, etc.).

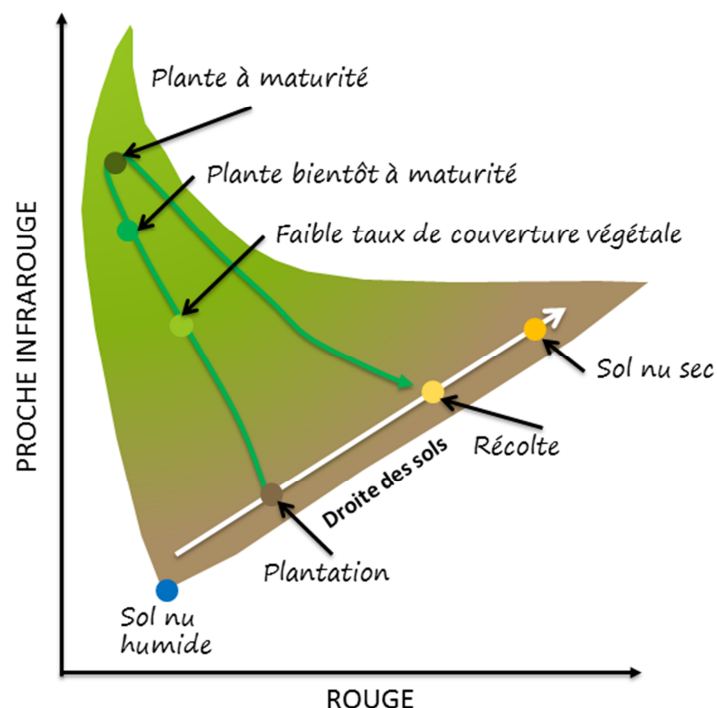


Figure 2: Evolution des réflectances dans le rouge et le proche infrarouge le long du cycle de développement d'une culture (Source et adapté de <http://e-cours.univ-paris1.fr/modules/uved/envcal/html/vegetation/indices/principe.html>).

Les indices de végétation

Partant du constat que les feuilles en bonne santé absorbent le rayonnement électromagnétique dans la bande du rouge et le réfléchissent dans la bande du proche infrarouge, de nombreux indices de végétation basés sur la combinaison des valeurs de réflectance dans le rouge et le proche infrarouge ont été développés afin (i) de discriminer et suivre l'évolution temporelle de différents couverts végétaux et (ii) évaluer certaines variables biophysiques des couverts (quantité de végétation présente sur un territoire, indice foliaire, le rayonnement photosynthétiquement actif absorbé, etc.) (Girard and Girard, 2010).

Ces indices sont aujourd'hui largement utilisés pour des applications liées à l'agriculture. Le Tableau 1 présente les principaux indices de végétation : simples (RVI, NDVI, NDWI), prenant en compte l'influence des sols (PVI, SAVI), prenant en compte les effets de l'atmosphère (GEMI), prenant en compte les effets conjugués du sol et de l'atmosphère (EVI).

Tableau 1: Les principaux indices de végétation, PIR=proche InfraRouge, R=Rouge, B=Bleu et MIR=Moyen InfraRouge

Indice de végétation	Formule	Caractéristiques	Référence
RVI (Ratio Vegetation Index)	PIR/R	Sensible aux sols et aux effets atmosphériques Saturation avec l'augmentation de la densité de végétation	Krieger <i>et al.</i> , 1969
NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)	$\frac{(PIR - R)}{(PIR + R)}$	Sensible aux sols et aux effets atmosphériques, aux conditions de prise de vue	Rouse <i>et al.</i> , 1974
NDWI (Normalized Difference Water Index)	$\frac{(PIR - MIR)}{(PIR + MIR)}$	Varie en fonction de la teneur en eau dans les feuilles	Gao, 1996
PVI (Perpendicular Vegetation Index)	$\frac{1}{\sqrt{a+1}}(PIR - R - b)$	Diminue la contribution du sol	Richardson and Wiegand, 1977
SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index)	$\frac{PIR - R}{PIR + R + L}(1 + L)$ (avec L=0.5)	Diminue la contribution du sol	Huete, 1988
ARVI (Atmospherically Resistant Vegetation Index)	$\frac{(PIR - RB)}{(PIR + RB)}$ Avec $RB = R - \gamma(B - R)$ et γ fonction du type d'aérosol	Sensible à la contribution des sols	Kaufman and Tanre, 1992
EVI (Enhanced Vegetation Index)	$2.5 \frac{PIR - R}{PIR + C1xR + C2xB + L}$ Avec L=facteur d'ajustement des sols et C1, C2 les coefficients de correction de la diffusion atmosphérique	Réduit les contributions du sol et de l'atmosphère	Huete <i>et al.</i> , 1999

Parmi tous ces indices de végétation, le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) développé par Rouse *et al.* (1974) est certainement l'indice de végétation le plus utilisé en raison à la fois de sa sensibilité à l'activité photosynthétique (vigueur et quantité de végétation), mais également à la structure du couvert végétal. Par conséquent, il peut être corrélé à de nombreuses propriétés biophysiques de la végétation comme la production de biomasse verte, l'indice foliaire (LAI ou Leaf Area Index) ou son état de santé (Encadré 1).

Les satellites à basse et moyenne résolution spatiale pour le suivi végétation à large échelle

Jusque récemment, les études menées sur les états de surface à partir des systèmes d'observation de la terre étaient essentiellement guidées par le compromis à faire entre la résolution spatiale et la résolution temporelle des données aux regards des objectifs de l'étude : une haute résolution temporelle associée à une basse résolution spatiale et *vice versa*. Ainsi, depuis le début des années 1980 et le lancement du capteur AVHRR embarqué à bord du satellite de la NOAA, le suivi quotidien des couverts végétaux et de leurs dynamiques intra-saisonnières à l'échelle globale ou régionale est rendu possible grâce aux satellites à basse et moyenne résolution spatiale (kilométrique à décamétrique ; Tableau 2). Par ailleurs, grâce à la profondeur temporelle des observations disponibles, des analyses rétrospectives peuvent également être menées. Enfin, un avantage non négligeable de ces données à basse résolution spatiale est leur facilité d'accès : rapidement disponible et libre d'utilisation. Le paysage des systèmes d'observation de la Terre a changé récemment avec le lancement en juin 2015 du satellite Sentinel-2 de la mission Sentinel de l'ESA

(European Space Agency) qui va permettre de bénéficier d'une couverture de l'ensemble de la surface de la terre avec une répétitivité de 5 jours et une résolution spatiale de 10 m.

Encadré 1: L'indice de végétation par différence normalisée, le

NDVI

Le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) est sans aucun doute l'indice de végétation le plus connu et le plus utilisé. Il est construit à partir des réflectance dans les bandes du Rouge (R) et du Proche Infrarouge (PIR) dont la différence augmente avec la densité de feuilles vertes et donc avec la concentration en chlorophylle du couvert. Il est par conséquent un bon indicateur de la quantité de végétation verte.

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$$

Le NDVI est un indicateur de l'activité photosynthétique et peut être corrélé à certaines propriétés de la plante comme le fAPAR (*fraction of Absorbed Photosynthetically Radiation*) et le LAI (*Leaf Area Index*). Le NDVI est un indicateur normalisé, sa valeur varie donc entre -1 pour les surfaces autres que végétales (nuages, eau ou neige) et 1 pour une végétation dense. Pour un sol nu, le NDVI présente des valeurs proches de 0. Les formations végétales ont quant à elles généralement des valeurs de NDVI variant de 0.1 à 0.7, les valeurs les plus élevées correspondent aux formations présentant les densités de végétation les plus importantes. Il est généralement utilisé pour caractériser la densité et la vigueur de la végétation, mais également pour identifier les situations de stress de la végétation.

Les limites du NDVI :

- Saturation quand la végétation est trop dense, ce qui correspond généralement à un LAI de 4 (plantation ou agricultures intensives)
- Impacté par le sol. La variabilité du NDVI est grande quand le couvert végétal est éparé, comme dans les cultures annuelles en phase précoce, les tubercules et les cultures en rang.
- Il ne représente pas une propriété intrinsèque de la surface, mais la combinaison de plusieurs facteurs.
- Les conditions atmosphériques peuvent fortement perturber son calcul, se traduisant par des données généralement bruitées et de moins bonne qualité pendant la saison des pluies.

Malgré toutes ces limites, le NDVI reste un indicateur robuste car normalisé, et qui est entré dans la pratique de nombreux utilisateurs non experts de la télédétection (ONG, économistes, agronomes, etc.).

Disponible depuis une trentaine d'années, les données NOAA-AVHRR permettent donc désormais un suivi sur le long terme de la végétation à l'échelle globale. Initialement destiné à des applications météorologiques (Fensholt and Sandholt, 2005), la disponibilité des bandes spectrales AVHRR dans le rouge et le proche infrarouge ont permis très rapidement de mettre en place des applications plus spécifiques à la végétation (Huete and Tucker, 1991; Prince *et al.*, 1986; Tucker, 1985; Tucker *et al.*, 1983) au travers notamment de différents jeux de données NDVI parmi lesquels le NDVI PAL (Pathfinder Land Dataset), LTDR (Long Term Data Record), GIMMS (Global Inventory and Modelling Monitoring Studies) ou sa toute dernière version le NDVI GIMMS 3g (GIMMS 3^{ème} génération). Suite aux capteurs de la NOAA, de nouveaux capteurs dédiés plus spécifiquement au suivi des couverts végétaux (meilleure résolution spatio-temporelle et meilleure résolution spectrale) ont vu le jour parmi lesquels Végétation (à bord de SPOT), MERIS (à bord d'ENVISAT) ou MODIS (à bord de TERRA et AQUA). Ainsi de nombreuses études ont vu le jour sur le suivi des couverts végétaux à partir des jeux de données NDVI à travers le monde dont bon nombre d'entre elles en Afrique (Anyamba and Tucker, 2005; Boschetti *et al.*, 2013; Dardel *et al.*, 2014b; Ibrahim *et al.*, 2015; Olsson *et al.*, 2005; Sannier and Taylor, 1998; Vrieling *et al.*, 2013) avec pour certaines d'entre elles une mise en relation du NDVI avec la pluviométrie (Dardel *et al.*, 2014a; Fensholt and Rasmussen, 2011; Herrmann *et al.*, 2005; Hoscilo *et al.*, 2014; Li *et al.*, 2004), l'humidité du sol (Huber *et al.*, 2011; Ibrahim *et al.*, 2015), les températures de surface (Fensholt *et al.*, 2012), le rayonnement global (Fensholt *et al.*, 2012) ou l'occupation du sol (Tappan *et al.*, 2004). Outre les jeux de données NDVI, d'autres paramètres biophysiques permettant d'estimer la dynamique de la végétation ont également été développés à partir des capteurs à basse résolution précédents : le LAI (Baret *et al.*, 2013; Myneni *et al.*, 2003; Zhu

et al., 2013) ; le FCOVER (Baret *et al.*, 2013; García-Haro *et al.*, 2013) ; le FAPAR (Baret *et al.*, 2013; García-Haro *et al.*, 2013; Myneni *et al.*, 2003; Zhu *et al.*, 2013) ou la phénologie (Zhang, 2005).

A la vue du nombre de jeux de données disponibles, plusieurs études se sont attachées à comparer les différentes sources d'informations entre elles (Dardel *et al.*, 2014b; Fensholt and Proud, 2012; Fensholt and Sandholt, 2005; Fensholt *et al.*, 2012, 2006) . Récemment en Afrique de l'Ouest, Dardel *et al.* (2014b) ont évalué la qualité du produit NDVI GIMMS-3g avec différents produits NDVI (MODIS, GIMMS et LTDR). Ces auteurs ont montré que les données étaient en bon accord pour la zone sahélienne, tandis que de faibles corrélations étaient observées sur les zones soudanienne, probablement dues à une plus forte présence de nuages, ainsi qu'à des effets de saturation du NDVI pour des densités de végétation plus importantes (Dardel *et al.*, 2014b).

Tableau 2: Principaux satellites pour le suivi de la végétation à larges échelles.

Satellite	Instrument	Résolution spatiale (au nadir)	Début d'acquisition	Répétitivité temporelle	Nombre de bandes spectrales
ENVISAT	MERIS	300 m	2002	<3 jours	15
NOAA 6-19 METOP	AVHRR	1.1 km	1981	12 heures	6
SPOT 4,5	VEGETATION	1.1 km	1998 – Mai 2014	1 jour	4
PROBA-V	PROBA-V	100 m – 300 m – 1 km	2014 -	1 jour	4
Terra Aqua	MODIS	250 m – 500 m – 1 km	2000	< 2 jours	36
MSG	SEVIRI	1 km – 3 km	2005	15 min	12

Références

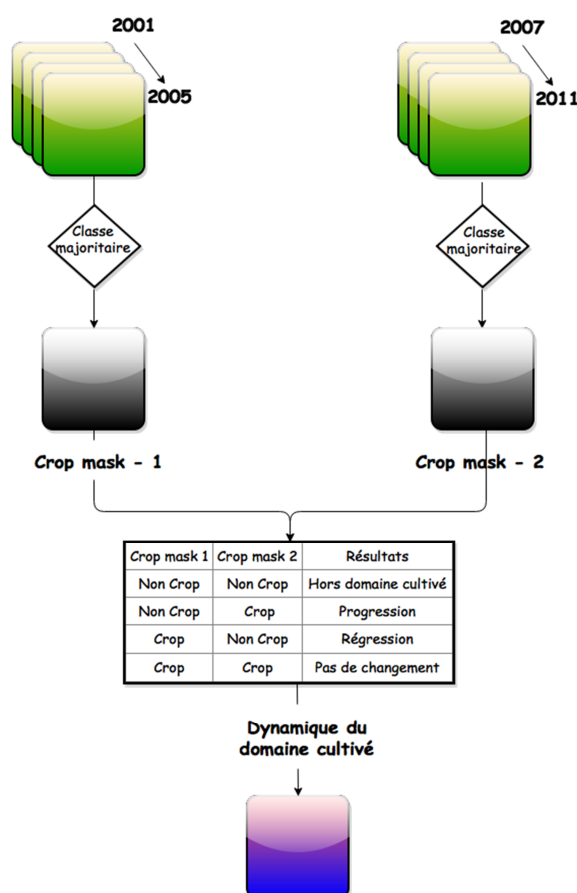
- Anyamba, A., Tucker, C.J., 2005. Analysis of Sahelian vegetation dynamics using NOAA-AVHRR NDVI data from 1981 – 2003. *J. Arid Environ.* 63, 596–614. doi:10.1016/j.jaridenv.2005.03.007
- Baret, F., Makhamara, H., Lacaze, R., Smets, B., 2013. BioPar Product User Manual LAI, FAPAR, FCOVER, NDVI Version 1 from SPOT/VEGETATION data.
- Boschetti, M., Nutini, F., Brivio, P.A., Bartholomé, E., Stroppiana, D., Hoscilo, A., 2013. Identification of environmental anomaly hot spots in West Africa from time series of NDVI and rainfall. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 78, 26–40. doi:10.1016/j.isprsjprs.2013.01.003
- Dardel, C., Kergoat, L., Hiernaux, P., Grippa, M., Mougin, E., Ciais, P., Nguyen, C.C., 2014a. Rain-Use-Efficiency: What it Tells us about the Conflicting Sahel Greening and Sahelian Paradox. *Remote Sens.* 6, 3446–3474. doi:10.3390/rs6043446
- Dardel, C., Kergoat, L., Hiernaux, P., Mougin, E., Grippa, M., Tucker, C.J., 2014b. Re-greening Sahel: 30 years of remote sensing data and field observations (Mali, Niger). *Remote Sens. Environ.* 140, 350–364. doi:10.1016/j.rse.2013.09.011
- Fensholt, R., Langanke, T., Rasmussen, K., Reenberg, A., Prince, S.D., Tucker, C.J., Scholes, R.J., Le, Q.B., Bondeau, A., Eastman, R., Epstein, H., Gaughan, A.E., Hellden, U., Mbow, C., Olsson, L., Paruelo, J., Schweitzer, C., Seaquist, J., Wessels, K., 2012. Greenness in semi-arid areas across the globe 1981-2007 - an Earth Observing Satellite based analysis of trends and drivers. *Remote Sens. Environ.* 121, 144–158. doi:10.1016/j.rse.2012.01.017
- Fensholt, R., Proud, S.R., 2012. Evaluation of Earth Observation based global long term vegetation trends — Comparing GIMMS and MODIS global NDVI time series. *Remote Sens. Environ.* 119, 131–147. doi:10.1016/j.rse.2011.12.015
- Fensholt, R., Rasmussen, K., 2011. Analysis of trends in the Sahelian “ rain-use efficiency ” using GIMMS NDVI , RFE and GPCP rainfall data. *Remote Sens. Environ.* 115, 438–451. doi:10.1016/j.rse.2010.09.014
- Fensholt, R., Sandholt, I., 2005. Evaluation of MODIS and NOAA AVHRR vegetation indices with in situ measurements in a semi-arid environment. *Int. J. Remote Sens.* 26, 2561–2594.
- Fensholt, R., Sandholt, I., Stisen, S., 2006. Evaluating MODIS, MERIS, and VEGETATION vegetation indices using in situ measurements in a semiarid environment. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 44, 1774–1786. doi:10.1109/TGRS.2006.875940

- Gao, B.-C., 1996. NDWI - A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water From Space. *Remote Sens. Environ.* 58, 257–266.
- García-Haro, F.J., Camacho, F., Meliá, J., 2013. The EUMETSAT Satellite Application Facility on Land Surface Analysis Product User Manual Vegetation Parameters (VEGA).
- Girard, M.-C., Girard, C., 2010. Traitement des données de télédétection: Environnement et ressources naturelles, Dunod. ed.
- Herrmann, S.M., Anyamba, A., Tucker, C.J., 2005. Recent trends in vegetation dynamics in the African Sahel and their relationship to climate. *Glob. Environ. Chang.* 15, 394–404. doi:10.1016/j.gloenvcha.2005.08.004
- Hoscilo, A., Balzter, H., Bartholomé, E., Boschetti, M., Brivio, P. a., Brink, A., Clerici, M., Pekel, J.F., 2014. A conceptual model for assessing rainfall and vegetation trends in sub-Saharan Africa from satellite data. *Int. J. Climatol.* 11. doi:10.1002/joc.4231
- Huber, S., Fensholt, R., Rasmussen, K., 2011. Water availability as the driver of vegetation dynamics in the African Sahel from 1982 to 2007. *Glob. Planet. Change* 76, 186–195.
- Huete, A., 1988. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). *Remote Sens. Environ.* 8, 295–309.
- Huete, A., Justice, C., van Leeuwen, W., 1999. MODIS Vegetation Index (MOD 13). Version 3. Algorithm Theoretical Basis Document.
- Huete, A., Tucker, C.J., 1991. Investigation of soil influences in AVHRR red and near- infrared vegetation index imagery. *Int. J. Remote Sens.* 12, 1223–1242.
- Ibrahim, Y., Balzter, H., Kaduk, J., Tucker, C.J., 2015. Land Degradation Assessment Using Residual Trend Analysis of GIMMS NDVI3g, Soil Moisture and Rainfall in Sub-Saharan West Africa from 1982 to 2012. *Remote Sens.* 7, 5471–5494. doi:10.3390/rs70505471
- Justice, C., Vermote, E.F., Townshend, J., DeFries, R.S., Roy, D.P., Hall, D.K., Salomonson, V.V., Privette, J.L., Riggs, G., Strahler, A.H., Lucht, W., Myneni, R., Knyazikhin, Y., Running, S.W., Nemani, R.R., Huete, A., van Leeuwen, W., Wolfe, R.E., Giglio, L., Muller, J., Lewis, P., Barnsley, M.J., 1998. The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 36, 1228–1249. doi:10.1109/36.701075
- Kaufman, Y.J., Tanre, D., 1992. Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 30.
- Knauer, K., Gessner, U., Kuenzer, C., Dech, S., 2014. Remote sensing of vegetation dynamics in West Africa – a review. *Int. J. Remote Sens.* (accepted), 37–41. doi:10.1080/01431161.2014.954062
- Krieger, F., Malila, W., Nalepka, R., Richardson, W., 1969. Preprocessing transformations and their effects on multispectral recognition, in: 6th Int. Symp. on Remote Sensing of Environment. University of Michigan, pp. 97–131.
- Li, J., Lewis, J., Rowland, J., Tappan, G., Tieszen, L.L., 2004. Evaluation of land performance in Senegal using multi-temporal NDVI and rainfall series. *J. Arid Environ.* 59, 463–480. doi:10.1016/j.jaridenv.2004.03.019
- Myneni, R., Knyazikhin, Y., Glassy, J., Votava, P., Shabanov, N., 2003. User ' s Guide FPAR , LAI (ESDT : MOD15A2) 8-day Composite NASA MODIS Land Algorithm.
- Olsson, L., Eklundh, L., Ardo, J., 2005. A recent greening of the Sahel — trends , patterns and potential causes. *J. Arid Environ.* 63, 556–566. doi:10.1016/j.jaridenv.2005.03.008
- Prince, S.D., Eden, M.J., Parry, J.T., 1986. Monitoring the vegetation of semi-arid tropical rangelands with the NOAA-7 Advanced Very High Resolution Radiometer, in: *Remote Sensing and Tropical Land Management*. John Wiley & Sons Ltd., pp. 307–334.
- Richardson, A.J., Wiegand, C.L., 1977. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogramm. Eng. Remote Sensing* 43, 1541–1552.
- Rouse, J., Haas, R., Schell, J., 1974. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation. *Texas A M Univ.* 1–8.
- Sannier, C.A.D., Taylor, J.C., 1998. Real-time vegetation monitoring with NOAA- AVHRR in Southern Africa for wildlife management and food security assessment. *Int. J. Remote Sens.* 19, 621–639.
- Tappan, G., Sall, M., Wood, E., Cushing, M., 2004. Ecoregions and land cover trends in Senegal. *J. Arid Environ.* 59, 427–462. doi:10.1016/j.jaridenv.2004.03.018
- Tucker, C.J., 1985. Satellite Remote Sensing of Total Herbaceous Biomass Production in the Senegalese Sahel : 1980-1984. *Remote Sens. Environ.* 17, 233–249.
- Tucker, C.J., Vanpraet, C., Boerwinkel, E., Gaston, A., 1983. Satellite remote-sensing of total dry-matter production in the Senegalese Sahel. *Remote Sens. Environ.* 13, 461–474. doi:10.1016/0034-4257(83)90053-6
- Vrieling, A., de Leeuw, J., Said, M., 2013. Length of Growing Period over Africa: Variability and Trends from 30 Years of NDVI Time Series. *Remote Sens.* 5, 982–1000. doi:10.3390/rs5020982
- Zhang, X., 2005. Monitoring the response of vegetation phenology to precipitation in Africa by coupling MODIS and TRMM instruments. *J. Geophys. Res.* 110, 14. doi:10.1029/2004JD005263

Zhu, Z., Bi, J., Pan, Y., Ganguly, S., Anav, A., Xu, L., Samanta, A., Piao, S., Nemani, R., Myneni, R., 2013. Global Data Sets of Vegetation Leaf Area Index (LAI)3g and Fraction of Photosynthetically Active Radiation (FPAR)3g Derived from Global Inventory Modeling and Mapping Studies (GIMMS) Normalized Difference Vegetation Index (NDVI3g) for the Period 1981 to 2. Remote Sens. 5, 927–948. doi:10.3390/rs5020927

Annexe III : Evolution du domaine cultivé en Afrique de l'Ouest

Le produit MODIS Land Cover (MCD12Q1, version 51, "Land Cover Type Yearly L3 Global 500 m SIN Grid") est produit par l'université de Boston et fournit une classification de l'occupation du sol à l'échelle globale annuellement et à une résolution spatiale de 500 m. Le système de classification utilisé est l'IGBP (International Geosphere-Biosphere Program) qui permet de distinguer 17 classes d'occupation du sol dont deux sont spécifiques à l'agriculture : la classe 12 « Cropland » et la classe 14 « Cropland/Natural Vegetation Mosaic ». Il est donc possible à partir de ce produit de produire des cartes de dynamiques de l'occupation du sol. Nous avons donc, suivant la démarche présentée ci-dessous.



La Figure 1 présente l'évolution du domaine cultivé en Afrique de l'Ouest. On peut alors constater une extension du domaine cultivé vers le Nord, avec le cas très significatifs du Mali. Les espaces de régression semblent également se situer majoritairement sur la frange Nord de la bande sahélienne avec certaines zones bien marquées comme au Sud de la Mauritanie ou du Niger. Ces changements peuvent alors correspondre à de réels changements (extension du domaine cultivé en raison par exemple de la mise en culture de nouvelles terres pour soutenir la croissance démographique ou régression par abandon des terres suite à une surexploitation de ces dernières ou due à une diminution des précipitations). Cependant, l'hypothèse que ces dynamiques observées soient une traduction de l'amélioration du produit MODIS dans sa version V051 (pour laquelle l'ensemble des données ont été retraitées) peut aussi être envisagée. Vintrou et al., (2012), au Mali, ont effectué une cartographie du domaine cultivé à partir de l'analyse d'une série temporelle de NDVI du produit MODIS MOD13Q1 et l'avait comparé au produit MODIS Land Cover version 005. Les auteurs avaient alors identifié deux zones agricoles (cerclees sur la Figure 2) qui n'apparaissaient pas dans l'ancienne version du produit MODIS. Avec la version V051, on peut constater que ces deux zones sont

aujourd'hui identifiées en tant que domaine cultivé, dont une partie qui n'a pas subi de changement entre 2001 et 2011 (cercle à l'Est de Mopti).

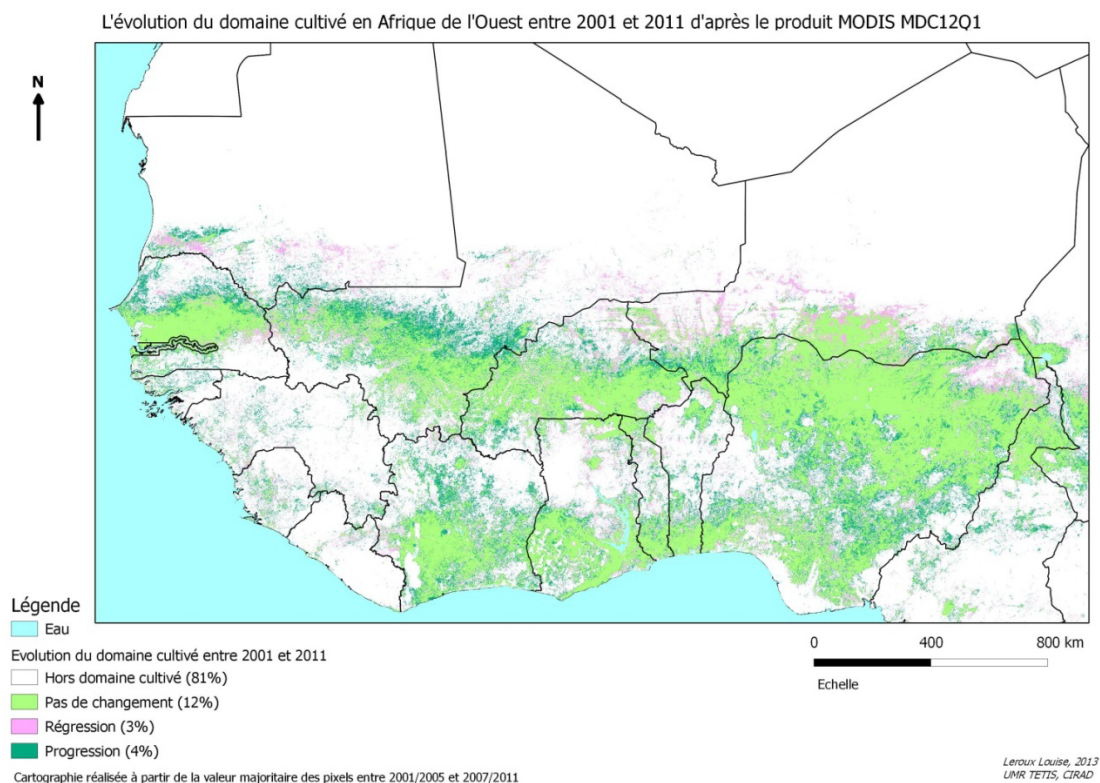


Figure 1 : Evolution du domaine cultivé en Afrique de l'Ouest entre 2001 et 2011

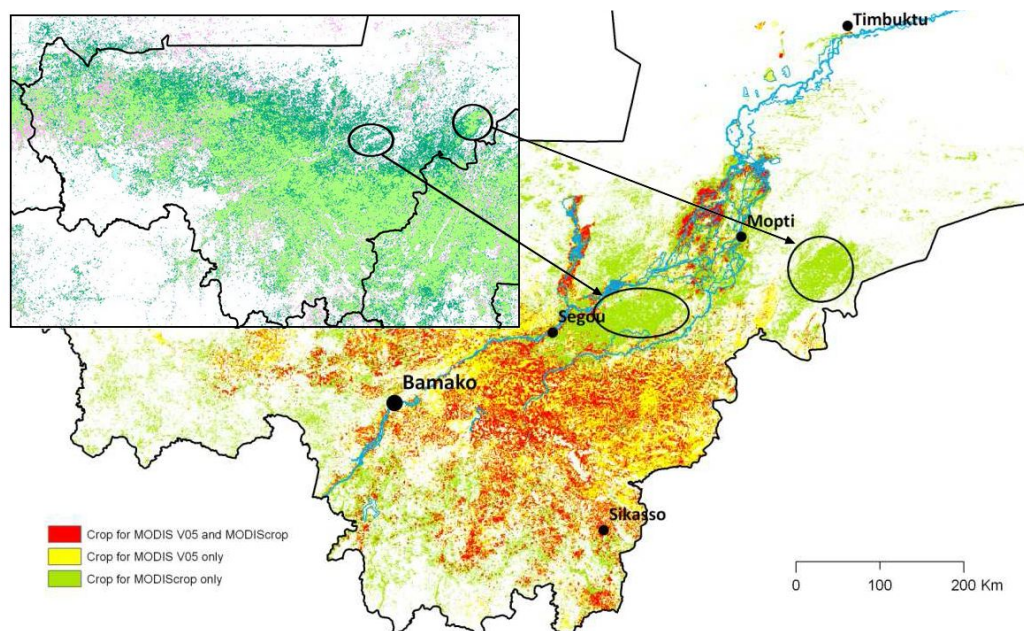


Figure 2: Comparaison entre le produit MODIS V051 et le produit MODIS V005 - Sources : Vintrou et al., (2012)

Annexe IV : Evaluation du produit MODIS Land Cover (Article 1)

Article 1

How Reliable is the MODIS Land Cover
Product for Crop Mapping Sub-
Saharan Agricultural Landscapes?

Remote Sens. **2014**, 6, 8541–8564.

Remote Sens. **2014**, *6*, 8541–8564; doi:10.3390/rs6098541

OPEN ACCESS

remote sensing

ISSN 2072-4292

www.mdpi.com/journal/remotesensing

Article

How Reliable is the MODIS Land Cover Product for Crop Mapping Sub-Saharan Agricultural Landscapes?

Louise Leroux ^{1,*}, Audrey Jolivot ¹, Agnès Bégué ¹, Danny Lo Seen ¹ and Bernardin Zoungrana ²

¹ CIRAD—UMR TETIS (Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement), 500 rue JF Breton, 34093 Montpellier, France; E-Mails: audrey.jolivot@cirad.fr (A.J.); agnes.begue@cirad.fr (A.B.); danny.lo_seen@cirad.fr (D.L.S)

² AGRHYMET (AGRIculture, Hydrology and METeorology), Centre Régional Agrhyment, BP 11011 Niamey, Niger; E-Mail: b.zoungrana@agrhyment.ne

* Author to whom correspondence should be addressed; E-Mail: louise.leroux@cirad.fr; Tel.: +33-467-558-615.

Received: 25 June 2014; in revised form: 27 August 2014 / Accepted: 4 September 2014 /

Published: 11 September 2014

Abstract: Accurate cropland maps at the global and local scales are crucial for scientists, government and nongovernment agencies, farmers and other stakeholders, particularly in food-insecure regions, such as Sub-Saharan Africa. In this study, we aim to qualify the crop classes of the MODIS Land Cover Product (LCP) in Sub-Saharan Africa using FAO (Food and Agricultural Organisation) and AGRHYMET (AGRIculture, Hydrology and METeorology) statistical data of agriculture and a sample of 55 very-high-resolution images. In terms of cropland acreage and dynamics, we found that the correlation between the statistical data and MODIS LCP decreases when we localize the spatial scale (from $R^2 = 0.86$ *** at the national scale to $R^2 = 0.26$ *** at two levels below the national scale). In terms of the cropland spatial distribution, our findings indicate a strong relationship between the user accuracy and the fragmentation of the agricultural landscape, as measured by the MODIS LCP; the accuracy decreases as the crop fraction increases. In addition, thanks to the Pareto boundary method, we were able to isolate and quantify the part of the MODIS classification error that could be directly linked to the performance of the adopted classification algorithm. Finally, based on these results, (i) a regional map of the MODIS LCP user accuracy estimates for cropland classes was produced for the entire Sub-Saharan region; this map presents a better accuracy in the western part of the region (43%–70%) compared to the eastern part (17%–43%); (ii) Theoretical user and producer accuracies for

a given set of spatial resolutions were provided; the simulated future Sentinel-2 system would provide theoretical 99% user and producer accuracies given the landscape pattern of the region.

Keywords: MODIS land cover; agricultural statistics; cropland; Africa; classification accuracy; landscape metrics

1. Introduction

When addressing food security issues, accurate mapping of cropland at both global and local scales is crucial for scientists, government and nongovernment agencies, farmers and other stakeholders [1–6]. However, in many food-insecure regions, such as in Sub-Saharan Africa, understanding and characterizing agricultural production remain a major challenge [7]. With the introduction of spaceborne remote sensing data in the 1970s, mapping land cover and land use and monitoring changes on a regional to global scale have become feasible [8]. The location and extent of agricultural land are used as baseline information for crop production monitoring, regardless of the scale [9]. Moreover, such crop area maps would be particularly helpful in regions where reliable information on agriculture is inconsistent over time due to the limited extent of agricultural surveys or to the unsafe access to terrain as a result of political instability or wars [10,11]. Timely crop extent maps may provide objective information and prove to be a useful tool for decision making in cropland management and in early warning systems (e.g., GIEWS, FEWS NET) [10–12].

Land cover characterization and mapping at the global scale have significantly improved over the last 30 years in terms of spatial, temporal and thematic resolutions [4]. Currently, several Global Land Cover Products have been produced (GLCC [13]; GLC2000 [14]; MODIS LCP (Land Cover Product) [15,16]; GlobCover [17]; EcoClimap II [18] and GLC-SHARE [19]); these products contribute to our improved understanding of the extent and distribution of the major land cover types [8,20,21]. However, to assess the quality and suitability of land cover maps for particular applications, information on the accuracy of specific classes is necessary. Various methods could be employed for this purpose.

First, at a global [3,20–23] or regional scale [24–26], cross-comparisons between Global Land Cover Products are used to mainly assess (i) the accuracy of thematic classes and (ii) the spatial agreement among existing maps. For example, the study of Herold *et al.* [20] showed a strong agreement between four Global Land Cover Products (*i.e.*, IGBP DISCover, UMD, MODIS LCP and GLC2000) for large homogeneous ecosystems, such as tropical rain forests, drylands or the Greenland ice sheet, whereas large discrepancies were found for transition zones between major ecosystems. Ran *et al.* [27] also found good agreement between the same four global land cover products for cropland areas but high disagreement in grassland and shrubland areas in China. However, few studies have focused on cropland classes, and they reveal discrepancies in the extent and spatial distribution of cultivated areas among various products. Wu *et al.* [8] performed a pixel-by-pixel comparison in China and found complete agreement between four datasets across major agricultural plains with extensive homogeneous croplands, while they found discrepancies in more heterogeneous agricultural

landscapes. Fritz *et al.* [7] and Hannerz *et al.* [11] also found large disagreements in Africa, particularly in the Sahelian belt where the cropping density is lower. In Sub-Saharan African landscapes, crops are particularly difficult to discriminate due to the parcel sizes, which are often smaller than the pixel size [10,11], and landscape fragmentation [7,28]. In addition, depending on the environmental (e.g., climate or topography), historical, political, social and technological contexts, the spatial extent of croplands and cropping systems are highly variable between and within countries.

Another way to assess the accuracy of Global Land Cover Products or a specific land cover is the use of high-resolution images or ground-truth data (measured or interpreted). For example, high-resolution land cover maps (30 m) based on Landsat images were used by Gonsamo *et al.* [29] and Latifovic *et al.* [30] in Canada and by Pflugmacher *et al.* [2] in Eurasia to validate global land products. Cohen *et al.* [31] employed both Ikonos and Landsat images at several sites in the Western Hemisphere. Similarly, Vintrou *et al.* [32] resorted to SPOT images (2.5 m) in Mali to estimate the accuracy of various global land products for mapping cultivated areas. Because of the internet, participatory projects, such as GeoWiki [33], are emerging. These projects allow for the validation of MODIS, GLC2000 and GlobCover products using GoogleEarth[®] imagery and the local knowledge of participants. Recently, Vancutsem *et al.* [28] employed the GeoWiki tool to identify cropland areas in Africa.

These methods provide an assessment of the global accuracy of an entire map, rather than an assessment of the local accuracy. However, classification errors are not evenly distributed across space [34]. Because Global Land Cover Products are often used for local applications, validation of such products at the local scale is necessary.

Among the Global Land Products currently available, the MODIS LCP has a high spatial (500 m) and temporal resolution (yearly); it is based on high-quality earth observation data, and it uses a consistent methodology over time and across the globe. Moreover, the global data, training data and classification algorithms are regularly revised (tentatively every 6 months) [15,16]. Finally, Vintrou *et al.* [32] found that for crop area mapping, the MODIS LCP performed better than the other existing products.

In this study, our objective is to assess the quality and reliability of the MODIS LCP in estimating and locating crop areas in Sub-Saharan Africa in terms of (i) *cropland acreage and dynamics*, where the consistency between the MODIS LCP and agricultural statistics databases is analyzed at regional, national and subnational scales; and (ii) *cropland spatial distribution*, where the MODIS LCP cropland map is compared to a sample of cropland maps derived from high-resolution images and analyzed using landscape fragmentation metrics.

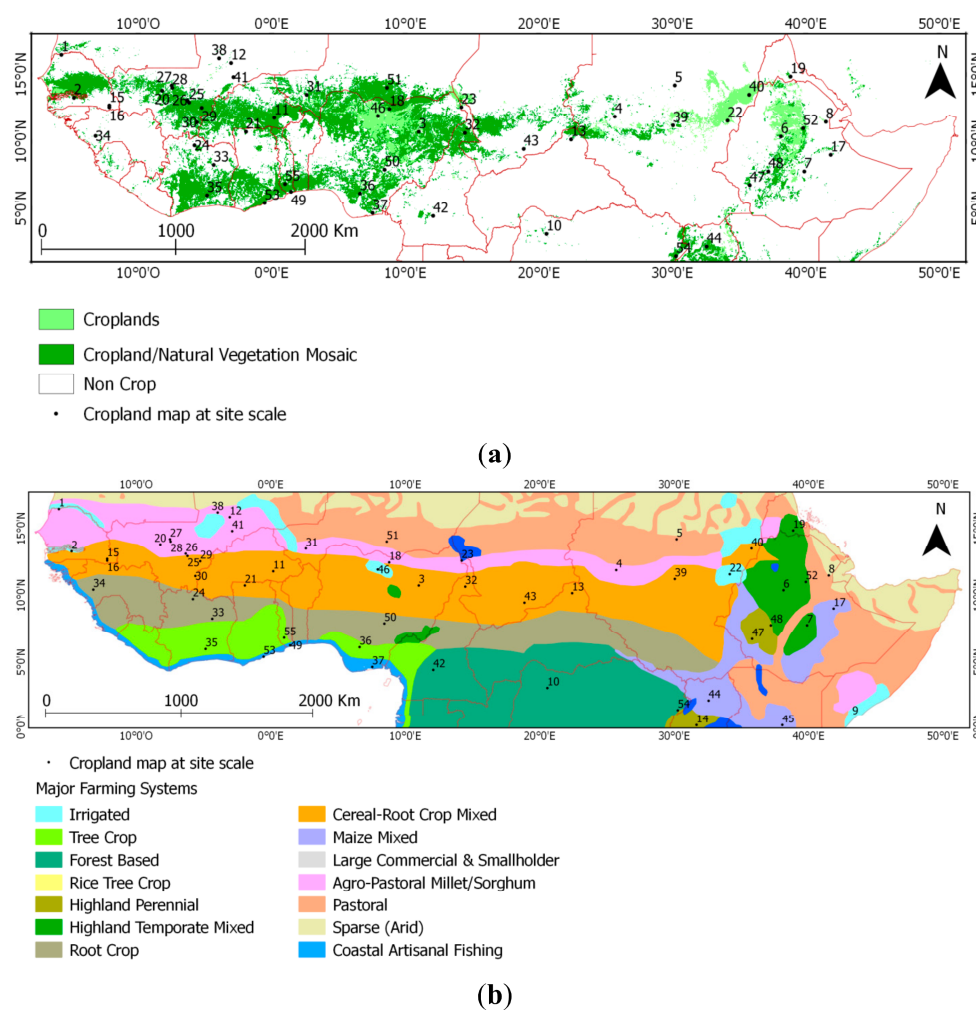
2. Study Area and Data

2.1. Study Area

The study area spans 18°W to 50°E and 0°S to 18°N (Figure 1). It encompasses 29 countries from the Sahelian belt to the Equator. The region is characterized by a broad north–south climatic gradient that is mainly controlled by the dynamics of the Intertropical Convergence Zone. An east–west climatic contrast is also observed. Specifically, the Horn of Africa is characterized by a desert climate, whereas

the West is mainly characterized by a semi-arid to tropical climate. These two climatic classifications are separated by the Ethiopian Highlands, which are characterized by a more temperate climate [35]. Over much of this region (*i.e.*, the Sahelian, East and Horn regions), where the staple foods rely on rainfed agriculture, food shortages frequently occur in the aftermath of severe drought events.

Figure 1. (a) Distribution of the averaged Croplands and the Cropland/Natural Vegetation Mosaic domains between 2001 and 2011; (b) Study area with the major farming systems, as defined in [36]. The points refer to the locations of the 55 cropland maps from high-resolution images, and they are used as reference data to assess the MODIS LCP accuracy.



2.2. The MODIS Land Cover Product (MCD12Q1)

The MODIS Land Cover Product (MCD12Q1, version 51, “Land Cover Type Yearly L3 Global 500 m SIN Grid”) is used to extract the cropland domain. The MODIS LCP is produced by Boston University and it provides data that characterizes five global land cover classification systems on a calendar-year basis and at a 500 m spatial resolution. The product uses data from the MODIS instrument, such as spectral and temporal information from channels 1–7, the vegetation index and land

surface temperature. The MODIS land cover classification is based on a supervised approach with a multitemporal decision tree algorithm [15,16]. The MODIS land cover data were acquired for each year from 2001–2011. Two cropland classes were used (Figure 1a). The following definitions are from [37]:

- The Croplands (class 12): “*Land cover with temporary crops followed by harvest and bare soil period (e.g., single and multiple cropping systems. Note that perennial woody crops will be classified as the appropriate forest or shrub land cover type*”.
- The Cropland/Natural Vegetation Mosaic (class 14): “*Land with a mosaic of croplands, forest, shrublands, and grasslands in which no one component comprises more than 60% of the landscape.*”

Training data for the MCD12Q1 v51 product include 313 sites distributed across Africa, 59 of which are croplands (29 are classified as Cropland and 30 are classified as Cropland/Natural Vegetation Mosaic). The overall accuracy of the MCD12Q1 product across all classes is ~75% [16].

2.3. Reference Datasets

The MODIS LCP cropland domain was compared with reference datasets derived from (i) agricultural statistics and (ii) a set of high-resolution image classifications.

2.3.1. Agricultural Statistics Data

- FAOSTAT: This database [37] is accessible online. In this study, cropped cultivated areas and cultivated area fractions at the national scale were derived from “arable land” data. The FAO database defines arable land as “*the land under temporary agricultural crops (multiple-cropped areas are counted only once), temporary meadows for mowing or pasture, land under market and kitchen gardens and land temporarily fallow (less than five years). The abandoned land resulting from shifting cultivation is not included in this category*” [37].
- AGRHYMET: Surface-harvested data from ground surveys of major staple crops in Burkina Faso were used. These ground surveys are conducted every year by AGRHYMET at the provincial scale (two levels below the national scale). The number of surveyed villages per province is proportional to the size of the province. Five households within each village are surveyed. Burkina Faso was chosen because it is the only country for which data at two subnational scales (regional and provincial scales) are available for 2001–2011.

2.3.2. High-Resolution Images

Based on a recent study by Tsendbazar *et al.* [38], which assessed global land cover reference datasets, none of the numerous datasets that currently exist were considered appropriate in our study. Specifically, these datasets inherently have the same uncertain accuracy problems as the previous global land cover maps. A specific validation dataset was therefore created. It is composed of 55 cropland maps that each covers an area of 5×5 km (100 MODIS pixels). The 55 sample locations were chosen to represent the study area in terms of agricultural landscapes based on the Farming Systems Maps for Sub-Saharan Africa from the FAO (Figure 1b). At least three sample locations for each farming system were used. In addition, the number of sample locations per farming system was

consistent with the size of the farming system within the area. Forty-nine cropland maps were obtained by photo-interpretation of high-resolution images from GoogleEarth[®] and were classified as either crop or non-crop. GoogleEarth[®] images across Sub-Saharan Africa are mainly from Digital Globe (<10 m resolution) and were acquired between 2007 and 2013. This dataset was completed with six available crop maps that were also obtained from high-resolution images:

- Four cropland maps from multispectral SPOT images at a 2.5 m resolution for 2007 in South Mali. The images were classified using an object-based supervised classification method and validated with ground data [32].
- One cropland map from multispectral SPOT images at a 10 m resolution for 2010 in West Niger. A pixel-based supervised classification method was applied [39].
- One cropland map from Landsat images at a 30 m resolution for 2006 in North Cameroun. The images were classified by a pixel-based supervised classification method and were also validated with ground data [40].

3. Methods

The methodology consists of first assessing the ability of the MODIS LCP to quantify crop areas by conducting comparisons with agricultural statistics datasets at various spatial scales. Then, the spatial accuracy of the MODIS LCP cropland domain was analyzed via comparisons with reference cropland maps from high-resolution images.

3.1. Assessing Quantification of Crop Areas

The MODIS LCP cropped areas were extracted for administrative units (at the country level for all countries and at the regional and provincial levels for Burkina Faso), and the mean between 2001 and 2011 was computed. The same procedure was also applied to the agricultural statistics data. The MODIS LCP cropped areas were compared with FAOSTAT data at regional and national scales and with AGRHYMET Burkina Faso data at regional (level 1 below national—N1) and provincial (level 2 below national—N2) levels. For areal calculations of the MODIS dataset, the numbers of pixels classified as crops were multiplied by the area of each pixel. As in Vintrou *et al.* [32], a weight of 0.5 was applied to the mixed class to take into account the fraction of crops according to the FAO mixed class definition [41].

Then, the crop area dynamics of the statistical and MODIS LCP data were compared at different scales. Trends in crop areas were detected using ordinary least square regression (OLS) and were found statistically significant at the 10% threshold ($p\text{-value} < 0.1$). The slope coefficients of the trend lines were used to determine the signs and magnitudes of the trends, *i.e.*, a measure of the increase or decrease in the crop areas over time.

3.2. Assessing the Spatial Distribution Accuracy of Crop Areas

Conventional methods of accuracy assessments, such as the overall accuracy or per-class accuracy, are global and provide an assessment of the quality of the entire map. However, as shown by Strahler *et al.* [34], errors are not evenly distributed across space. For this reason, we adopted a

spatially explicit assessment of map uncertainties where the MODIS LCP crop spatial distribution in 2011 was compared with the 55 reference cropland maps using the following:

- (1) Error matrices, omission errors, commission errors and the FScore [42]. The crop class of the MODIS LCP is equal to class 12 and class 14 weighted by 0.5 (see Section 3.1).
- (2) The Pareto Boundary method. The Pareto Boundary is calculated using (i) a high-resolution reference map (crop/non-crop classification) and (ii) a low-resolution pixel size. The low-resolution grid is matched to the high-resolution reference map, and the percentage of a specific class (here, the crop class) is assigned to each low-resolution pixel. We determine a set of threshold values for the percentage of the crop class that is present within the low-resolution pixels; values above these thresholds are classified as crops. For each threshold, omission and commission errors are computed. Finally, a line joining this set of omission and commission error pairs is drawn to represent the Pareto Boundary (for more details, see [43]). In addition, by counting the number of reference pixels for a specific class (here, the crop class) within the global product pixels, the Pareto Boundary permits an analysis of the influence of the low spatial resolution on the accuracy of the final thematic product. The Pareto Boundary also presents the concept of the “optimal” accuracy (the point minimizing the user-producer errors) that could theoretically be attained and delimit a region of unattainable accuracy due to the low-resolution bias (Figure 2). In this study, the “optimal” accuracy was estimated for the MODIS LCP and the other sensors by simulating grids at 300 m, 30 m and 10 m spatial resolutions to assess the accuracy that could be attained given the sensor used. The distance between the “optimal” accuracy derived from the Pareto Boundary and the accuracy derived from a given thematic map represents an index of the performance of the classification algorithm. An advantage of the Pareto Boundary method is that aggregation of the fine-resolution reference map to the coarse resolution of the global product is not required [2].

3.3. Characterizing Landscape Patterns

- (1) Landscape fragmentation. The Pareto Boundary and, consequently, the map accuracy can be linked with landscape fragmentation. Landscape fragmentation is mainly caused by the spatial heterogeneity in biophysical conditions and the history of land occupation [44]. As stated previously by Mayaux and Lambin [45], the statistical distribution of patch sizes and shapes and their spatial distribution and connectivity are elements that are used to characterize landscape structures. Each spatial pattern can be described with several indicators. In this study, we used the Crop Fraction, the Matheron Index [45], the Compactness Index [46], the Mean Focal Diversity [20], the Crop Patch Density and the Crop Edge Density [47] to express the agricultural landscape fragmentation (Table 1). Each index was calculated based on the MODIS LCP product for 2011 and within a grid size of 5 km.
- (2) Analysis of the landscape metric. A normalized PCA (principal component analysis) was computed using the ADE-4 package [48] within R software. PCA reduces the size of the dataset and statistically verifies links between the three spatial accuracy indicators (omission, commission and Fscore) and the six fragmentation indices. Thus, PCA permits an analysis of the similarities between the 55 sites. In addition, according to their landscape fragmentation

and farming system similarities, the sites were partitioned into homogeneous classes by K-Means clustering. Then, multiple linear regression was applied to the accuracy indicators (dependent variables) and the six fragmentation indicators (explanatory variables). A multiple linear regression model was fitted at the reference dataset scale. The model selection was conducted using the Bayesian Information Criterion (BIC) [49].

Figure 2. The Pareto Boundary, the dashed blue line, divides the space into two regions. The region under the Pareto Boundary (in orange) is the unattainable region due to the low-resolution product. The region above the Pareto Boundary (in light green) is the attainable region. The distance between 0 and B is the “optimal” accuracy linked to the spatial resolution of the maps. The distance between the “optimal” accuracy B and the accuracy of the product A is an indicator of the performance of the classification algorithm (adapted from [43] with authors’ permission).

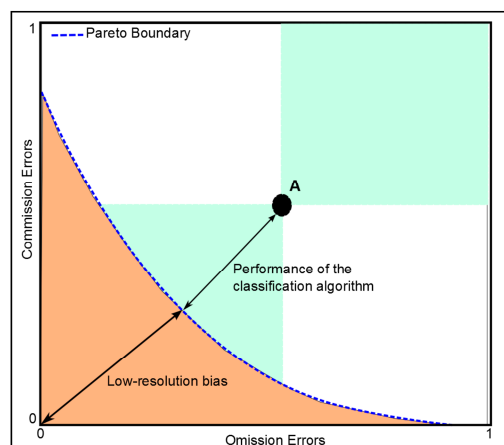


Table 1. List of the landscape metrics used to describe the agricultural landscape fragmentation. Total area = 25 km² (100 MODIS pixels).

Landscape Metric	Definition	Reference
Crop Fraction	The sum of crop patch area divided by the total area	
Matheron Index	Crop edge normalized by crop area and total area	Mayaux and Lambin, 1995 [45]
Compactness Index	Crop edge divided by the square root of crop area	MacEachren, 1985 [46]
Mean Focal Diversity	Number of different thematic classes presented in a focal neighborhood within an area of 2.25 km ² (9 MODIS pixels)	Herold <i>et al.</i> 2008 [20]
Crop Patch Density	Number of crop patches within the total area	Plexida <i>et al.</i> 2014 [47]
Crop Edge Density	The sum of the crop patch perimeters divided by the total area	Plexida <i>et al.</i> 2014 [47]

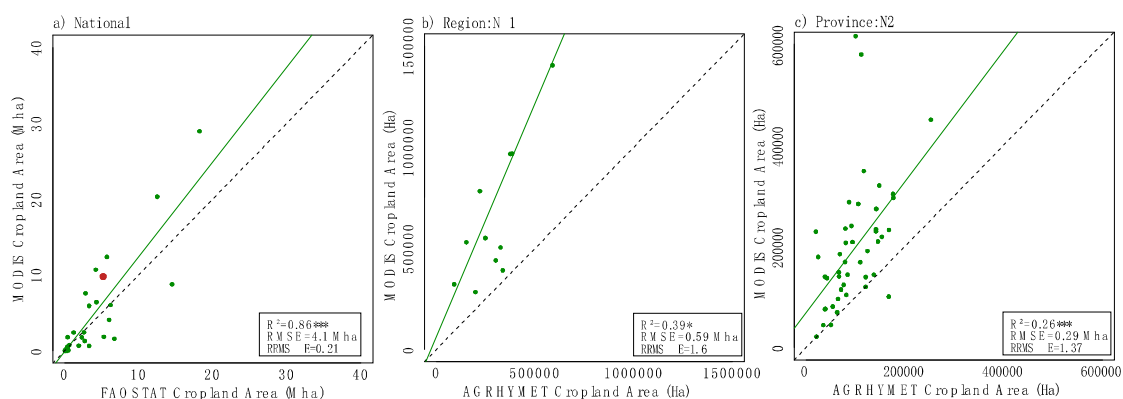
4. Results

4.1. Comparison of the MODIS LCP and the Statistical Crop Area Data

4.1.1. Comparison of the Crop Areas at Different Spatial Scales

At sub-Saharan Africa scale, estimates of the total crop areas by the MODIS LCP are found to be close to those of FAO (13% of the total area for MODIS and 11% for FAO). At national scale, the MODIS LCP provide close estimates, with R^2 equal to 0.86 ($pvalue < 0.001$), RRMSE equal to 0.21 and a slight over-estimation compared to FAO estimates (Figure 3a). This is unlike in Fritz *et al.* [1] where MODIS provided lower estimates than FAO statistics for 10 countries of our study area. The difference may be partly explained by the use of a previous version of the MODIS LCP (MCD12Q1 v4) in [1]. However, at the N1 or N2 levels in Burkina Faso (Figure 3b,c, respectively), the comparison shows high discrepancies between the crop area estimates. In both cases, R^2 is below 40%, with a clear over-estimation by the MODIS LCP. This is in agreement with Hannerz and Lotsch [11], who found an inverse relationship between MODIS and AGRHYMET data for Burkina Faso.

Figure 3. Crop area averages (2001–2011) calculated from the MODIS LCP data (y-axis) plotted against the FAOSTAT/AGRHYMET data (x-axis) for (a) the national level (29 countries), where the red dot represents Burkina Faso; (b) the 12 regions (N1: level 1 below national) and (c) the 45 provinces (N2: level 2 below national) of Burkina Faso. The diagonal dashed lines represent the 1:1 lines. The MODIS LCP cropland area is equal to the sum of class 12 and class 14 with a weight of 0.5.

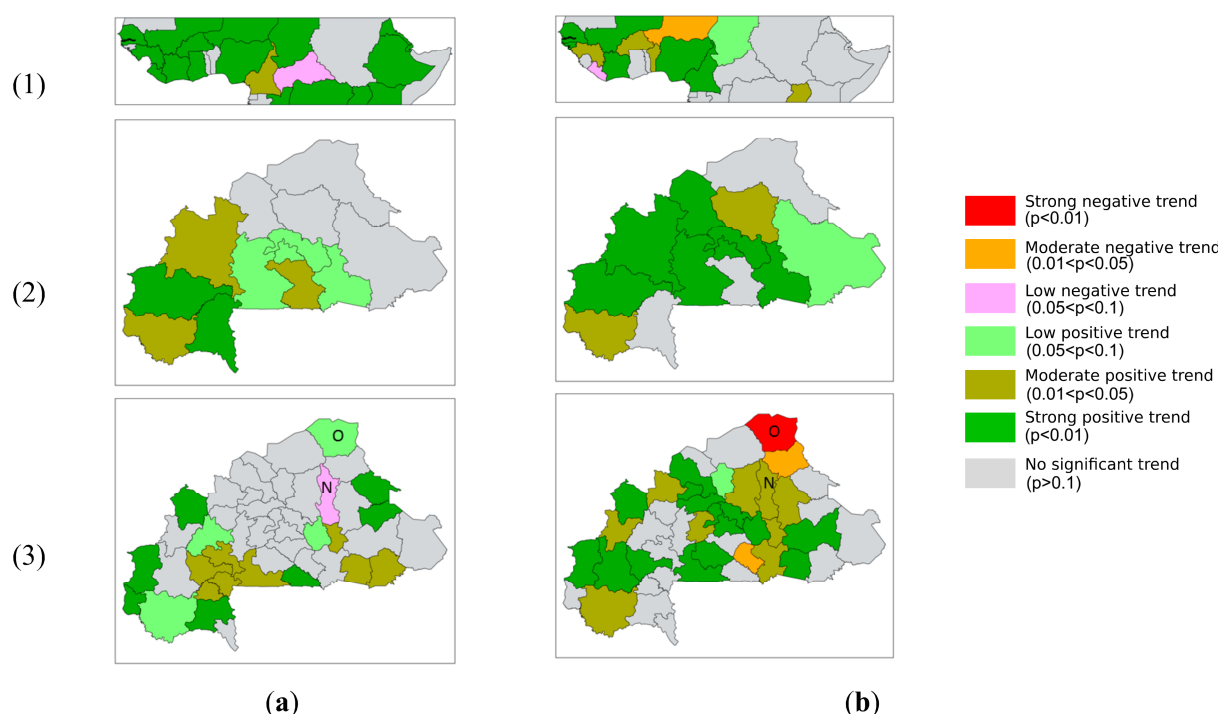


4.1.2. Comparison of Cropland Area Dynamics

A comparison between the MODIS LCP and statistical dynamics reveals discrepancies, depending on the scale considered (Figure 4). At the national scale, the same positive trend (overall increase in cropland area) can be observed in West Africa with, however, opposite dynamics for Liberia and Niger (Figure 4 1a,1b). In East Africa, FAO shows a positive trend, whereas no significant trends are detected in the MODIS LCP. This can partly be explained by the fact that in this part of Africa, many agricultural systems are based on agroforestry or pastoralism and are therefore not included in the crop classes of the MODIS LCP. At the N1 scale in Burkina Faso, both the MODIS LCP and AGRHYMET

data show positive dynamics of crop areas in the West but differences in the eastern part of the country. There, no significant dynamics are found with AGRHYMET, whereas the MODIS LCP shows positive dynamics (Figures 2a,b and 4). A similar situation is observed at the N2 scale but with higher discrepancies between the two datasets and opposite dynamics for the provinces of Oudalan and Namentenga (Figures 3a,b and 4).

Figure 4. Comparison of FAOSTAT/AGRHYMET dynamics (a) and the MODIS LCP dynamics (b) of crop areas between 2001 and 2011 for (1) the national level (29 countries of Sub-Saharan Africa); (2) the 12 regions (level 1 below national) and (3) the 45 provinces (level 2 below national) of Burkina Faso. Positive dynamics are in green colors, negative dynamics are in red/pink colors and no significant dynamics are in grey. “O” and “N” represent the Oudalan and Namentenga provinces.



4.2. Spatial Accuracy of Crop Area Distribution: MODIS LCP vs. High-Resolution Classifications

Error matrices between the MODIS LCP and high-resolution classifications were calculated for the 55 validation sites (Table 2). There is considerable variability in the accuracy of the MODIS LCP across the different sites. The average omission error for all sites is equal to 0.56, the average commission error is equal to 0.46, and 35 out of the 55 sites have an FScore lower than 0.50; thus, overall, the MODIS LCP exhibits a moderate accuracy in the crop area distribution.

Table 2. Accuracy matrices between the MODIS LCP and high-resolution classifications for crops and the 55 validation sites ranked by farming systems. The observed accuracy represents the actual accuracy, and the “optimal” accuracy extracted from the Pareto Boundary represents the potential accuracy that could be attained by the MODIS LCP given the low-resolution bias. The sites underlined and in italics are the two sites shown in Figure 5.

FARMING SYSTEMS	SITE	LAT/LON	OBSERVED ACCURACY			OPTIMAL ACCURACY			OBSERVED/OPTIMAL DISTANCE
			Omission	Commission	FScore	Omission	Commission	FScore	
Agro-pastoral Millet/Sorghum	<u>1</u>	<u>16.4/-15.7</u>	<u>0.09</u>	<u>0.16</u>	<u>0.87</u>	<u>0.04</u>	<u>0.05</u>	<u>0.95</u>	<u>0.12</u>
	4	11.8/25.7	0.91	0.92	0.08	0.18	0.43	0.67	0.89
	12	15.8/-3.0	0.35	0.29	0.68	0.06	0.07	0.94	0.36
	18	12.4/8.8	0.35	0.02	0.78	0.07	0.01	0.96	0.28
	20	13.8/-8.20	0.50	0.68	0.39	0.09	0.10	0.90	0.71
	25	12.9/-6.18	0.40	0.46	0.56	0.08	0.10	0.91	0.49
	26	13.11/-6.32	0.36	0.33	0.65	0.08	0.14	0.89	0.34
	27	14.2/-7.5	0.47	0.65	0.42	0.20	0.29	0.75	0.45
	28	14.0/-7.4	0.50	0.66	0.40	0.20	0.28	0.76	0.48
	31	13.5/2.6	0.59	0.17	0.55	0.07	0.15	0.89	0.52
	38	16.2/-4.0	0.21	0.14	0.82	0.03	0.04	0.96	0.20
Cereal-root Crop Mixed	41	14.8/-2.8	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
	2	13.3/-14.8	0.50	0.55	0.47	0.15	0.21	0.82	0.49
	3	10.7/11.02	0.20	0.63	0.50	0.11	0.11	0.89	0.53
	11	11.8/0.2	0.50	0.71	0.37	0.21	0.26	0.76	0.53
	13	10.2/22.4	0.60	0.66	0.37	0.26	0.38	0.68	0.44
	15	12.7/-12.2	0.91	0.25	0.16	0.29	0.30	0.70	0.63
	16	12.5/-12.2	0.63	0.34	0.47	0.19	0.20	0.80	0.46
	<u>21</u>	<u>10.74/-1.9</u>	<u>0.49</u>	<u>0.77</u>	<u>0.31</u>	<u>0.27</u>	<u>0.27</u>	<u>0.73</u>	<u>0.55</u>
	29	12.5/-5.2	0.42	0.32	0.62	0.14	0.20	0.83	0.31
	30	11.4/-5.60	0.46	0.33	0.60	0.11	0.13	0.88	0.40
	32	10.6/14.4	0.45	0.80	0.29	0.26	0.45	0.63	0.40
Coastal Artisanal Fishing	39	11.22/30.0	0.69	0.64	0.34	0.14	0.13	0.87	0.75
	40	13.5/35.7	0.02	0.40	0.74	0.07	0.06	0.93	0.34
	43	9.4/18.8	0.87	0.24	0.22	0.15	0.14	0.85	0.72
Forest Based	37	4.6/7.5	0.68	0.15	0.46	0.08	0.09	0.91	0.61
	49	6.25/1.4	0.49	0.23	0.61	0.06	0.06	0.94	0.46
	53	5.4/-0.5	0.51	0.44	0.52	0.07	0.10	0.91	0.56
Highland Perennial	10	3.1/20.5	0.75	0.14	0.38	0.07	0.08	0.93	0.69
	42	4.4/12.1	0.55	0.22	0.57	0.08	0.12	0.90	0.48
	54	1.41/30.3	0.61	0.88	0.18	0.29	0.47	0.60	0.52
Highland Temperate Mixed	14	0.02/31.6	0.58	0.67	0.37	0.13	0.19	0.84	0.66
	47	6.7/38.8	0.65	0.54	0.40	0.09	0.14	0.89	0.69
	48	7.7/37.2	0.89	0.53	0.18	0.13	0.19	0.84	0.83
Irrigated	6	10.4/38.1	0.59	0.40	0.49	0.07	0.09	0.92	0.60
	7	7.7/39.9	0.67	0.10	0.48	0.03	0.05	0.96	0.64
	19	14.8/38.8	0.60	0.29	0.52	0.09	0.13	0.89	0.53
Maize Mixed	52	11/39.8	0.65	0.50	0.41	0.14	0.19	0.84	0.60
	9	0.9/43.2	0.69	0.98	0.03	0.30	0.59	0.51	0.55
	22	11.5/34.1	0.27	0.27	0.73	0.05	0.06	0.94	0.30
Pastoral	46	11.9/7.9	0.03	0.13	0.92	0.04	0.07	0.94	0.06
	17	9.01/41.8	0.84	0.53	0.23	0.09	0.11	0.90	0.86
	44	2.1/32.5	0.70	0.39	0.40	0.00	1.00	0.00	0.93
Root Crop	45	0.02/38.06	0.98	0.77	0.04	0.10	0.14	0.88	1.08
	5	14.2/30.2	0.90	0.99	0.01	0.17	0.92	0.15	0.73
	8	11.5/41.5	0.56	0.72	0.35	0.15	0.17	0.84	0.68
Tree Crop	23	12.6/34.2	0.08	0.77	0.37	0.21	0.20	0.79	0.59
	51	14.0/8.6	0.50	0.19	0.62	0.02	0.02	0.98	0.51
	24	9.7/-5.7	0.93	0.30	0.12	0.17	0.22	0.81	0.77
	33	8.2/-4.3	0.88	0.57	0.19	0.16	0.23	0.80	0.80
	34	10.4/-13.2	0.85	0.42	0.23	0.08	0.09	0.92	0.84
	50	7.6/8.4	0.56	0.42	0.50	0.10	0.15	0.88	0.54
	35	5.9/-4.8	0.56	0.33	0.53	0.09	0.12	0.89	0.51
	36	6.12/6.62	0.51	0.65	0.41	0.10	0.12	0.89	0.68
	55	6.8/1.0	0.78	0.45	0.32	0.20	0.28	0.76	0.60

The best accuracy was observed for site 46 (0.03 omission error, 0.13 commission error and an FScore equal to 0.92), whereas the lowest accuracy was obtained for site 5 (0.90 omission error, 0.99 commission error and an FScore equal to 0.01). The Pareto Boundary was also used and allowed to estimate the “optimal” accuracy that could be attained with the MODIS LCP. The Pareto Boundary enabled the computation of the observed/optimal distance as the Euclidean distance between the observed and “optimal” accuracies. This distance is an indicator of the MODIS LCP classification algorithm performance. As shown in Table 2, most of the sites have an observed/optimal distance larger than 0.50, indicating a moderate to poor performance of the MODIS LCP classification algorithm.

Figure 5. Pareto Boundary calculated within a square of 5 km × 5 km for two sites (see Figure 1). The blue line represents the Pareto Boundary for a spatial resolution of 500 m. The black dot is the observed MODIS LCP accuracy, and the black triangle is the “optimal” accuracy. For each site, the country, the major farming system and the landscape metrics are given. The histograms indicate the distribution of the observed FScore, and the vertical red line represents the position of each site. Google images[®] are also provided for the two sites, and the crop domain is delimited by the red line.

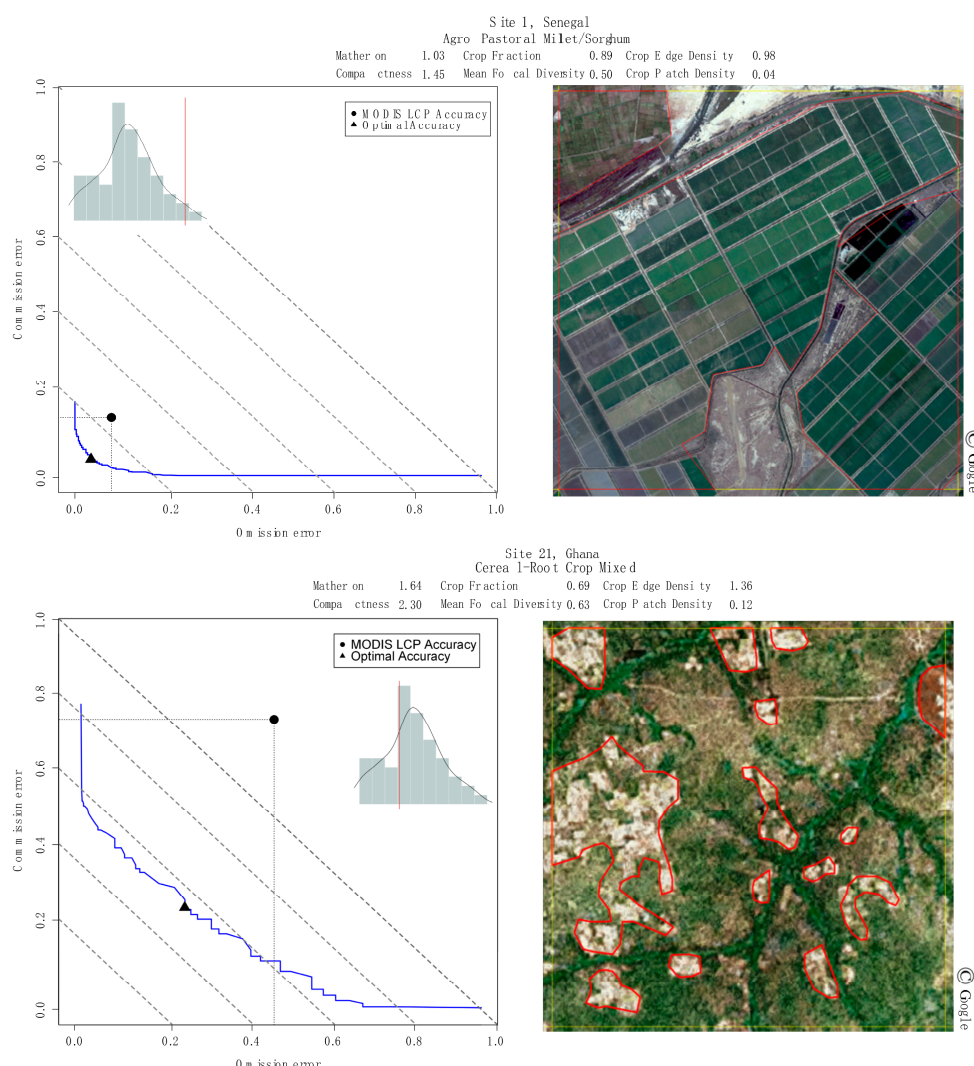
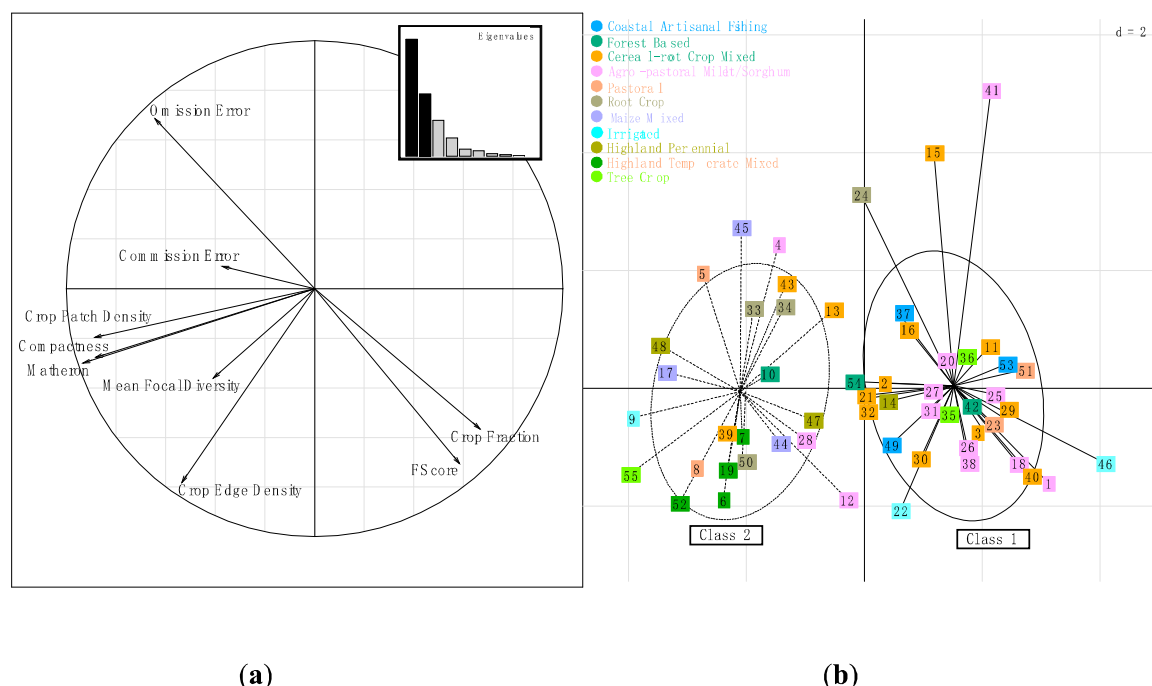


Figure 5 presents two examples of Pareto Boundaries. The previous commission and omission errors are used to obtain the Pareto Boundary. The Pareto Boundary is higher for the sites that are most fragmented and heterogeneous (site 21); it is between the 50% and 80% isoline. For the most homogeneous site (site 1), the Pareto Boundary is the lowest and close to the 10% isoline. Overall, the accuracy of the MODIS LCP is lower when fragmentation is high (high uncertainty in the localization of the cropland classes). The PCA summarizes our findings for all of the validation sites and provides links between the accuracy and fragmentation indicators (Figure 6a,b). In addition, it was possible to analyze the site similarities according to their farming system and landscape fragmentation using K-Means clustering (Figure 6b). The first two components of the PCA used for the accuracy and fragmentation indicators explain 71% of the total variance (Figure 6a). The first PCA axis tends to align Coastal Artisanal Fishing, Agro-Pastoral Millet/Sorghum and Cereal-Root Crop Mixed farming systems (class 1) against Highland Perennial, Maize Mixed, Highland Temperate Mixed and Root Crop farming systems (class 2) (Figure 6b). The other farming systems have a less clear pattern. Coastal Artisanal Fishing, Agro-Pastoral Millet/Sorghum and Cereal-Root Crop Mixed farming systems (class 1) are associated with a high crop fraction and a high FScore (Figure 6a,b). In contrast, Highland Perennial, Maize Mixed, Highland Temperate Mixed and Root Crop farming systems (class 2) are characterized by high omission errors. The PCA analysis also suggests that commission errors and landscape fragmentation are not correlated.

Figure 6. Normalized principal components analysis (PCA) performed on the six indicators of agricultural landscape fragmentation and the three accuracy indicators. **(a)** Correlation circle of variables for the first two PCA components; **(b)** PCA factorial map presenting 55 validation sites grouped into two classes as obtained from the K-Means clustering.



4.3. Spatial Heterogeneity and Fragmentation vs. Mapping Uncertainties

The previous section showed that agricultural landscape fragmentation and spatial heterogeneity affect the accuracy, particularly the omission errors and FScores, of the MODIS LCP for crop areas. Figure 7 presents the results of multiple linear regressions computed for validation sites between the six indicators of landscape metric fragmentation (explanatory variables) and the accuracy indicators.

Figure 7. Tables showing the landscape metrics computed for the MODIS LCP in each model for (a) omission errors and (b) FScores. The darker colors represent models that are more efficient. The BIC model selection statistic is optimum for the row at the top of the table. The resulting models and R^2 values are given for $N = 55$ and $p\text{-value} < 0.001$.

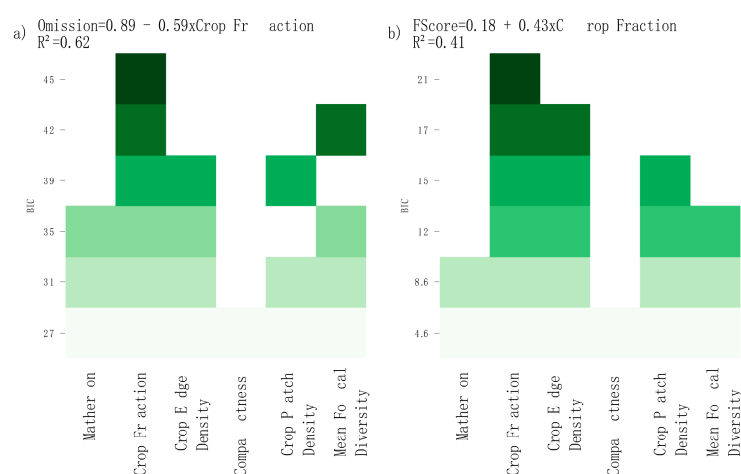


Figure 8. Map of user accuracy estimates for the MODIS LCP cropland classes. The user accuracy is defined as (1-omission errors) and is estimated from the crop fraction. The user accuracy is an indicator of uncertainties associated with the cropland classes of the MODIS LCP. The data were aggregated at a 20 km resolution for better visualization.

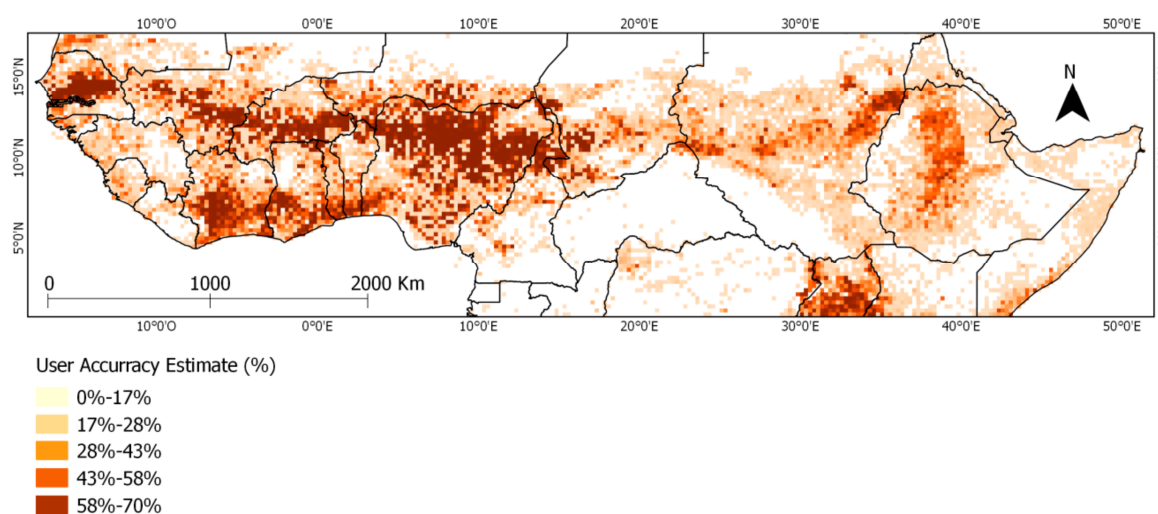


Table 3. Average omission error and average user accuracy estimated for major farming systems. The user accuracy is equal to 1—omission error.

Farming Systems	Omission Error	User Accuracy
Agro-pastoral Millet/Sorghum	0.48	0.52
Cereal-root Crop Mixed	0.52	0.48
Coastal Artisanal Fishing	0.56	0.44
Forest Based	0.64	0.36
Highland Perennial	0.70	0.30
Highland Temperate Mixed	0.63	0.38
Irrigated	0.33	0.67
Maize Mixed	0.84	0.16
Pastoral	0.51	0.49
Root Crop	0.81	0.19
Tree Crop	0.62	0.38

Figure 9. Comparison of the “optimal” accuracy of the MODIS LCP (500 m) and the “optimal” accuracy obtained using the simulated data with 300 m, 30 m and 10 m spatial resolutions at the 55 validation sites for the cropland classes. The “optimal” accuracy was extracted from the Pareto Boundary; (a) omission errors and (b) commission errors.

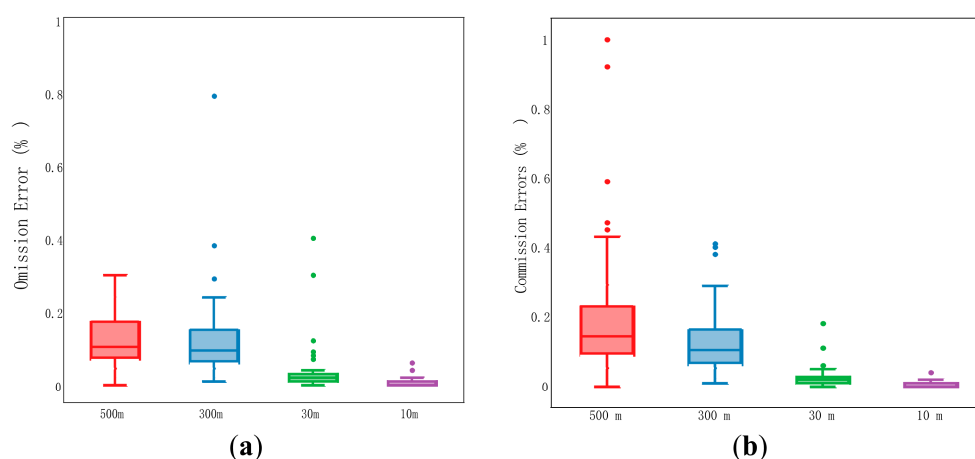


Figure 7a shows a strong relationship between the omission errors and the Crop Fraction in which 62% of the omission error variability of the MODIS LCP is explained by the Crop Fraction. The relationships between the landscape metric fragmentation and the FScore are less clear ($R^2 = 0.41$; Figure 7b). To illustrate how the MODIS LCP accuracy is spatially distributed, a map of user accuracy estimates for cropland classes was produced by applying the linear regression model previously developed by the BIC to the entire MODIS LCP dataset (Figure 8). The maximum user accuracy that could be attained given the agricultural landscape patterns is ~70%, with an omission error of at least 30%. However, most pixels have a user accuracy of 0%–28%, indicating a high degree of uncertainty in the localization of the cropland domain. The user accuracy is better in the West than in the East and is mainly related to Agro-Pastoral Millet/Sorghum and Cereal-Root Crop Mixed farming systems (see Figure 1 and Table 3). Finally, an assessment of the “optimal” accuracy that could be attained with higher spatial resolution datasets (300 m, 30 m and 10 m) was performed (Figure 9). Regarding

the omission and commission errors, an improvement of the accuracy values was observed; the accuracy variability decreased between sites. The relative standard deviations of the omissions and commissions were equal to 7% and 19% at 500 m, respectively, 11% and 9% at 300 m, respectively, 6% and 3% at 30 m, respectively, and less than 1% at 10 m. Thus, the use of a sensor with a higher spatial resolution, such as the future Sentinel-2 system, may lead to improved accuracy and spatial homogeneity of cropland maps.

5. Discussion

Assessing the quality and the reliability of Global Land Cover Products, such as the MODIS LCP, in both the localization and the estimation of crop areas in the fragmented agricultural landscape of Sub-Saharan Africa is essential for appropriately using these products. An original approach based on agricultural statistical databases and cultivated maps derived from high-resolution classifications were used in this study to assess the suitability of the MODIS LCP for crop area mapping.

5.1. Comparison of the MODIS LCP and Statistical Data

Regarding crop areal estimations and their dynamics, the results show that the correlation between statistical data and the MODIS LCP decreases when the spatial scale is localized. The differences observed at the national scale could be due to fallows. FAOSTAT data include fallows of less than five years, whereas such information is not given in the MODIS product. Thus, it is likely that older fallows were included in our estimates. Moreover, because of uncertainties in their accuracy, timelessness, and consistency over time across countries and crop types, official national FAO statistics are certainly subject to errors that can limit their ability to quantify the spatial extent of crop areas [7,9,11,50]. However, as mentioned recently by Vancutsem *et al.* [28], this dataset remains a helpful source of information for assessing the quality of Global Land Cover products, such as the MODIS LCP. At subnational scales, the differences could partly be explained by the fact that some discrepancies in crop areal estimations at fine spatial scales (e.g., the province level) are masked when aggregating to coarser scales. This has already been highlighted by Hannerz and Lotsch [11] for statistical data and by Mayaux and Lambin [45] in a study where they analyzed the effects of spatial aggregation of remote sensing data on the estimation of tropical forest areas; these studies concluded that information was lost in the process of scaling up. Another reason for these differences may be that AGRHYMET does not include fallows in their statistics, while fallows are most likely included in the MODIS LCP estimates. As mentioned previously by Wu *et al.* [5], fallow areas are often not reported in cropland products due to their temporal dynamics and confusion with other land cover types.

5.2. Spatial Accuracy of the MODIS LCP

At the global scale, human activities, such as agricultural practices, have shaped the landscape and landscape fragmentation and heterogeneity correspond to a higher unreachable region of the Pareto Boundary and a lower accuracy. At the global scale, Herold *et al.* [20] found an omission error equal to 7.9% (user accuracy equal to 92.1%) and a commission error equal to 35.2% (producer accuracy equal to 64.8%) for the crop classes. These results are, on average, different from our results (our omission

error is equal to 56% and our commission error is equal to 42%, on average) and can be explained by three main factors: (1) the study was conducted at the global scale and included large homogeneous agricultural landscapes, such as the Great Plains, USA, whereas the agricultural landscapes of Sub-Saharan Africa are known to be highly fragmented; (2) the MODIS LCP used in [20] was a different version, with a 1 km resolution, and was less spatially accurate than the version in the present study; and (3) the 0.5 weight was not applied to class14. Yet, our results are not too different from those of Friedl *et al.* [16] and Ran *et al.* [27]; the former also used the MODIS LCP v5 at the global scale. Together, class12 and class14 (0.5 weight) produced an omission error of 46.7% and a commission error of 43.3% based on the training sites. Ran *et al.* found an overall accuracy of 65.09% for the cropland class (our overall accuracy is 51%, on average). Following the cropland class definition given in [40], we assumed that the crop proportion was fixed, and we applied a 0.5 weight to class14 and no weight to class12. However, in reality, the proportion may vary between ~0% and 50% for class14 and between 60% and 100% for class12. Consequently, we can assume that the accuracy obtained here may evolve, depending on the weight applied.

5.3. Relationship between Spatial Accuracy, Landscape Fragmentation and Farming Systems

Agricultural landscapes of smallholder farms, such as those in Sub-Saharan Africa, are characterized by small parcels (typically ≤ 2 ha) [51]. Consequently, in areas with low cropping intensities, high omission errors could be due to the inability of the MODIS LCP to capture crop patches that are often smaller than a pixel size (~25 ha). Furthermore, important commission errors could be a result of the large pixel size where non-crop areas that surround crop areas (mainly grassland or shrubland) could be mapped as cropland areas, as explained by Wardlow and Egbert [52] and recently by Vintrou *et al.* [32]. In addition, some studies have also highlighted the difficulties in mapping cultivated areas, mainly in the Sahel, due to the high degree of ambiguity of assigning a single class to a heterogeneous landscape composed of natural vegetation and croplands, which have spectral, textural and temporal similarities [10,11,23]. Consequently, the Cropland/Natural vegetation mosaic class of the MODIS LCP may group different classes together. This can have a significant impact on the final accuracy [2] and lead to an over- or under-estimation of crop areas [4,21].

The PCA clearly showed that spatial heterogeneity and fragmentation is a major driver of the accuracy, particularly the user accuracy, of the MODIS LCP in Sub-Saharan Africa. Our results are in agreement with prior studies of various regions of the world that show a strong relationship between landscape fragmentation and map accuracy at low spatial resolutions; specifically, the accuracy decreases as fragmentation and heterogeneity increases [26,30,42,53]. For example, in the study of Gao and Jia [24] on the tolerance of misclassification within the MODIS LCP in China, the authors found that misclassifications are higher in heterogeneous landscapes of southern China that are characterized by highly diverse and fragmented vegetation types. Although our results corroborate prior studies, the present work also provided a quantification of the intuitive relationship between landscape fragmentation and classification accuracy to establish a map of user accuracy estimates for cropland classes. The results showed that the user accuracy is lower for the eastern part of the study area, which mainly consists of Maize Mixed, Highland Perennial and Highland Temperate Mixed farming systems (class 2; Table 3). This finding can be explained by (1) the very small farm sizes

compared to other farming systems, in which more than 50% of the farms are smaller than 0.5 ha in Highland Perennial farming systems or in Maize Mixed farming systems [54] and (2) the Highland Temperate Mixed farming systems located at altitudes higher than 1800 m are associated with small farm sizes (~1.6 ha) [54] and greater fragmentation of the landscape due to slopes [54]. These results suggest that, to enhance the MODIS LCP crop area mapping, a primary challenge is to improve the mapping of heterogeneous landscapes.

5.4. “Optimal” Accuracy of Land Cover Products

When assessing the accuracy of a coarse-resolution map, the resolution of the high-resolution validation dataset is often aggregated to match the resolution of the coarse-resolution map, and the dominant class is assigned to the new pixel [2,55]. The use of the Pareto Boundary allowed us to compare the MODIS LCP with high-resolution data without degrading the fine resolution of our validation datasets. This is a useful tool for estimating the “optimal” user and producer accuracies that could be attained by the MODIS LCP given the low-resolution bias and fragmentation. However, the Pareto Boundary is not based on the actual low-resolution map but rather on the low-resolution grid; consequently, uncertainty in the positioning of the low-resolution grid may affect the omission and commission errors. In a very highly fragmented area of Central Africa, Boschetti *et al.* [43] found that the uncertainty in the positioning of the low-resolution grid had a negligible effect on the positioning of the Pareto Boundary. Thus, misregistration effects on the Pareto Boundary were also neglected in our study. The MODIS LCP “optimal” accuracy at most of the sites is above 50%, which indicates a high degree of uncertainty. The majority of the sites in the Irrigated, Agro-Pastoral Millet/Sorghum and Cereal-Root Crop Mixed farming system zones tend to have minimal omission-commission errors. Therefore, for agricultural statistics, we suggest that areal estimates of other farming systems be used with caution. Moreover, regardless of the resolution, the performance of the classification algorithm can be identified by analyzing the distance between the “optimal” accuracy and the actual accuracy using the Pareto Boundary. For most of our sites, the classification algorithm performed poorly, *i.e.*, the observed/optimal Euclidean distance was larger than 0.50. This may be due to the validation procedure of the MODIS LCP, as it is not based on statistically robust sampling and local experts do not perform the validation [1,20,21]. Finally, the “optimal” accuracy computed for the simulated data with a higher spatial resolution permitted us to evaluate the expected accuracies for other datasets in the case of a perfect algorithm. This highlights the need to strengthen initiatives for the creation of finer resolution land cover maps, such as the Chinese project that intends to map the global land cover based on Landsat imagery [56].

5.5. Validation Databases

Given the lack of datasets at high spatial resolutions in Africa to validate Global Land Cover Products, the use of GoogleEarth[®] data as a reference dataset proved valuable in assessing the quality and accuracy of the MODIS LCP. Photo-interpretation of high-resolution images is more time-consuming than automatic classifications but much less time-consuming than ground surveys. Consequently, the approach represents a good trade-off for accuracy assessments. GoogleEarth[®] was already used for the validation of the GlobCover product [17] and in the recent study of

Vancutsem *et al.* [27]. In this study, 55 validation sites were used to assess the quality of the MODIS LCP, and given the extent of the area considered, we are aware that this is a small sample. However, we are foremost presenting a methodological approach, which should be reinforced with more validation sites. In this sense, new initiatives such as the Geo-Wiki project [32] or the ESA GOFC-OLD project [1] could be used. These projects aim to provide global validation databases for accuracy assessments of Global Land Cover Products through a web portal.

5.6. Practical Recommendations

Because two different maps may have the same overall accuracy but different spatial qualities, the need for assessing the spatial distribution of accuracy was highlighted in this paper. Based on our results, we provide some recommendations for practical applications of Global Land Cover Products. We suggest the use of high-resolution data to identify the relevance of a global product. For example, for early warnings, timely and objective information on crops is needed. In this particular context, especially when yields are modeled spatially, greater importance must be given to the user accuracy (or omission errors) because it signifies the probability that a pixel classified as crops represents crops on the ground and thus mitigates over-estimations of yields. Likewise, for crop acreage estimations, we recommend emphasizing the importance of user accuracy to avoid over-estimating crop areas. Conversely, *in situ* where information on land cover changes is required (such as in agricultural planning and decision support), we advise giving the same weight to both omission and commission errors. Thus, the key idea of this study is that it is necessary to estimate the accuracy of land cover products, anticipate product limitations and ensure an appropriate usage that corresponds to the user needs.

6. Conclusions

In this paper, we analyzed the reliability and ability of the MODIS Land Cover Product (LCP) to map crop areas in Sub-Saharan Africa.

First, we compared the MODIS LCP and agricultural statistics to estimate the accuracy of the MODIS LCP for crop area estimations. We found the ability of the MODIS LCP to estimate crop areas and its dynamics to be satisfactory at regional and national scales ($R^2 = 0.86$ ***), but precautions must be taken for crop acreage estimations at finer scales.

Then, we assessed the spatial distribution accuracy of the MODIS LCP. Specifically, a high-resolution dataset was employed, and the confusion matrix and Pareto Boundary methods were applied. We found a strong relationship between the user accuracy and the fragmentation of the agricultural landscape with a R^2 equal to 0.62 ***. Based on this finding, we produced a map of user accuracy estimates over the region. We found that the MODIS LCP user accuracy was superior for three farming systems: Agro-Pastoral Millet/Sorghum, Cereal-Root Crop Mixed and Irrigated farming systems. To our knowledge, this is the first attempt to map global land cover uncertainties for a specific class at such a scale. Because of the moderate resolution, the MODIS LCP has an inherent limitation in discriminating low cropping pixels due to the subpixel heterogeneity [11,29]. However, it represents a valuable approach for determining cropland areas from a consistent land cover map at a large scale.

Overall, mapping crop areas in fragmented landscapes from coarse-resolution data remains a difficult task and a significant challenge. However, initiatives such as the GEO-Global Agricultural Monitoring Project (GEO-GLAM Project) have started to work at improving global agriculture monitoring and crop production estimations [57]. In addition, the forthcoming Sentinel-2 satellites will routinely deliver high-resolution images (10 m resolution) and are expected to significantly contribute to the current efforts. With their high temporal resolution, agricultural land cover maps and information on agricultural land use practices (crop type, cropping intensities, irrigation, and crop rotation) could be provided regularly. However, for present and future agricultural monitoring, historical datasets will continue to be important for understanding the processes that shaped the agricultural landscapes. Thus, it is necessary to continue developing methods for handling past data.

Acknowledgments

This study was funded by Louise Leroux's CIRAD fellowship and by the Centre National d'Etudes Spatiales (Project CNES-TOSCA "Dynafrigue"). The authors thank the MODIS team for sharing the MODIS Land Cover Product and Elodie Vintrou and Kadidiatou Yéro Souley for providing the crop masks in Mali and Niger, respectively. Finally, the authors thank the AGRHYMET Center in Niamey for providing the agricultural statistics in Burkina Faso.

Author Contributions

Agnès Bégué and Danny Lo Seen developed and supervised the research. Louise Leroux is the principal author of this paper and processed and analyzed the majority of the data. Audrey Jolivot performed the photo-interpretation of the high-resolution images and computed the fragmentation metrics. Bernardin Zoungrana provided the AGRHYMET statistical data and contributed to the preprocessing and analysis of the dataset.

Conflicts of Interest

The authors declare no conflict of interest.

References

1. Olofsson, P.; Stehman, S.V.; Woodcock, C.E.; Sulla-Menashe, D.; Sibley, A.M.; Newell, J.D.; Friedl, M.; Herold, M. A global land-cover validation data set, part I: Fundamental design principles. *Int. J. Remote Sens.* **2012**, *33*, 5768–5788.
2. Pflugmacher, D.; Krankina, O.N.; Cohen, W.B.; Friedl, M.; Sulla-Menashe, D.; Kennedy, R.E.; Nelson, P.; Loboda, T.V.; Kuemmerle, T.; Dyukarev, E.; *et al.* Comparison and assessment of coarse resolution land cover maps for Northern Eurasia. *Remote Sens. Environ.* **2011**, *115*, 3539–3553.
3. Fritz, S.; See, L. Identifying and quantifying uncertainty and spatial disagreement in the comparison of Global Land Cover for different applications. *Glob. Chang. Biol.* **2008**, *14*, 1057–1075.

4. Giri, C.; Pengra, B.; Long, J.; Loveland, T. Next generation of global land cover characterization, mapping, and monitoring. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2013**, *25*, 30–37.
5. Wu, Z.; Thenkabail, P.S.; Mueller, R.; Zakzeski, A.; Melton, F.; Johnson, L.; Rosevelt, C.; Dwyer, J.; Jones, J.; Verdin, J.P. Seasonal cultivated and fallow cropland mapping using MODIS-based automated cropland classification algorithm. *J. Appl. Remote Sens.* **2014**, *8*, 18.
6. Husak, G.J.; Marshall, M.T.; Michaelsen, J.; Pedreros, D.; Funk, C.; Galu, G. Crop area estimation using high and medium resolution satellite imagery in areas with complex topography. *J. Geophys. Res.* **2008**, *113*, D14112.
7. Fritz, S.; See, L.; Rembold, F. Comparison of global and regional land cover maps with statistical information for the agricultural domain in Africa. *Int. J. Remote Sens.* **2010**, *31*, 2237–2256.
8. Wu, W.; Shibasaki, R.; Yang, P.; Zhou, Q.; Tang, H. Remotely sensed estimation of cropland in China: A comparison of the maps derived from four global land cover datasets. *Can. J. Remote Sens.* **2008**, *34*, 467–479.
9. Justice, C.; Becker-Reshef, I. *Developing a Strategy for Global Agricultural Monitoring in the Framework of Group on Earth Observations (GEO) Workshop Report*; Group on Earth Observations: Rome, Italy, 2007; p. 67.
10. Delrue, J.; Bydekerke, L.; Eerens, H.; Giliams, S.; Piccard, I.; Swinnen, E. Crop mapping in countries with small-scale farming: A case study for West Shewa, Ethiopia. *Int. J. Remote Sens.* **2013**, *34*, 2566–2582.
11. Hannerz, F.; Lotsch, A. *Assessment of Land Use and Cropland Inventories for Africa*; Centre for Environmental Economics and Policy in Africa, University of Pretoria: Pretoria, South Africa, 2006.
12. Vancutsem, C.; Pekel, J.-F.; Kayitakire, F. Dynamic mapping of cropland areas in Sub-Saharan Africa using MODIS time series. In Proceedings of 2011 International Workshop on the Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images (Multi-Temp), Trento, Italy, 12–14 July 2011; pp. 25–28.
13. Loveland, T.; Belward, A. The IGBP-DIS global 1 km land cover data set, DISCover: First results. *Int. J. Remote Sens.* **1997**, *18*, 3291–3295.
14. Bartholomé, E.; Belward, A. GLC2000: A new approach to global land cover mapping from Earth observation data. *Int. J. Remote Sens.* **2005**, *26*, 1959–1977.
15. Friedl, M.; McIver, D.; Hodges, J.C.; Zhang, X.; Muchoney, D.; Strahler, A.H.; Woodcock, C.E.; Gopal, S.; Schneider, A.; Cooper, A.; et al. Global land cover mapping from MODIS: Algorithms and early results. *Remote Sens. Environ.* **2002**, *83*, 287–302.
16. Friedl, M.; Sulla-Menashe, D.; Tan, B.; Schneider, A.; Ramankutty, N.; Sibley, A.; Huang, X. MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets. *Remote Sens. Environ.* **2010**, *114*, 168–182.
17. Bicheron, P.; Defourny, P.; Brockmann, C.; Schouter, L.; Vancutsem, C.; Huc, M.; Bontemps, S.; Leroy, M.; Achard, F.; Herold, M.; et al. *GLOBCOVER Products Report Description and Validation Report*; MEDIAS: Toulouse, France, 2008.
18. Kaptué Tchuenté, A.T.; Roujean, J.-L.; Faroux, S. ECOCLIMAP-II: An ecosystem classification and land surface parameters database of Western Africa at 1 km resolution for the African Monsoon Multidisciplinary Analysis (AMMA) project. *Remote Sens. Environ.* **2010**, *114*, 961–976.
19. Latham, J.; Cumani, R.; Rosati, L.; Bloise, M. *Global Land Cover SHARE (GLC-SHARE)*; FAO: Rome, Italy, 2014; p. 40.

20. Herold, M.; Mayaux, P.; Woodcock, C.E.; Baccini, A.; Schmullius, C. Some challenges in global land cover mapping: An assessment of agreement and accuracy in existing 1 km datasets. *Remote Sens. Environ.* **2008**, *112*, 2538–2556.
21. Giri, C.; Zhu, Z.; Reed, B. A comparative analysis of the Global Land Cover 2000 and MODIS land cover data sets. *Remote Sens. Environ.* **2005**, *94*, 123–132.
22. Kaptué Tchuenté, A.T.; Roujean, J.-L.; de Jong, S.M. Comparison and relative quality assessment of the GLC2000, GLOBCOVER, MODIS and ECOCLIMAP land cover data sets at the African continental scale. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2011**, *13*, 207–219.
23. McCallum, I.; Obersteiner, M.; Nilsson, S.; Shvidenko, A. A spatial comparison of four satellite derived 1 km global land cover datasets. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2006**, *8*, 246–255.
24. Gao, H.; Jia, G. Assessing disagreement and tolerance of misclassification of satellite-derived land cover products used in WRF model applications. *Adv. Atmos. Sci.* **2013**, *30*, 125–141.
25. Neumann, K.; Herold, M.; Hartley, A.; Schmullius, C. Comparative assessment of CORINE2000 and GLC2000: Spatial analysis of land cover data for Europe. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2007**, *9*, 425–437.
26. Pérez-Hoyos, A.; García-Haro, F.J.; San-Miguel-Ayanz, J. Conventional and fuzzy comparisons of large scale land cover products: Application to CORINE, GLC2000, MODIS and GlobCover in Europe. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2012**, *74*, 185–201.
27. Ran, Y.; Li, X.; Lu, L. Evaluation of four remote sensing based land cover products over China. *Int. J. Remote Sens.* **2010**, *31*, 391–401.
28. Vancutsem, C.; Marinho, E.; Kayitakire, F.; See, L.; Fritz, S. Harmonizing and combining existing land cover/land use datasets for cropland area monitoring at the African continental scale. *Remote Sens.* **2013**, *5*, 19–41.
29. Gonsamo, A.; Chen, J.M. Evaluation of the GLC2000 and NALC2005 land cover products for LAI retrieval over Canada. *Can. J. Remote Sens.* **2011**, *37*, 302–313.
30. Latifovic, R.; Olthof, I. Accuracy assessment using sub-pixel fractional error matrices of global land cover products derived from satellite data. *Remote Sens. Environ.* **2004**, *90*, 153–165.
31. Cohen, W.B.; Maersperger, T.K.; Turner, D.P.; Ritts, W.D.; Pflugmacher, D.; Kennedy, R.E.; Kirschbaum, A.; Running, S.W.; Costa, M.; Gower, S.T. MODIS land cover and LAI collection 4 product quality across nine sites in the western hemisphere. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2006**, *44*, 1843–1857.
32. Vintrou, E.; Desbrosse, A.; Bégué, A.; Traoré, S.; Baron, C.; Lo Seen, D. Crop area mapping in West Africa using landscape stratification of MODIS time series and comparison with existing global land products. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2012**, *14*, 83–93.
33. Fritz, S.; McCallum, I.; Schill, C.; Perger, C.; Grillmayer, R.; Achard, F.; Kraxner, F.; Obersteiner, M. Geo-Wiki.Org: The Use of crowdsourcing to improve global land cover. *Remote Sens.* **2009**, *1*, 345–354.
34. Strahler, A.H.; Boschetti, L.; Foody, G.M.; Friedl, M.; Hansen, M.; Herold, M.; Mayaux, P.; Morisette, J.T.; Stehman, S.V.; Woodcock, C.E. *Global Land Cover Validation: Recommendations for Evaluation and Accuracy Assessment of Global Land Cover Maps*; European Communities: Luxembourg, Luxembourg, 2006; p. 58.

35. Peel, M.C.; Finlayson, B.L.; McMahon, T.A. Updated world map of the Koppen-Geiger climate classification. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* **2007**, *11*, 1633–1644.
36. Belward, A. *The IGBP-DIS Global 1 km Land Cover Data Set (DISCover): Proposal and Implementation Plans*; IGBP-DIS Working Paper 13; International Geosphere-Biosphere Programme Data and Information System Office: Toulouse, France, 1996.
37. FAOSTAT Agricultural Data, Food and Agricultural Organization of the United Nations. Available online: <http://faostat.fao.org/site/291/default.aspx> (accessed on 10 November 2013).
38. Tsendbazar, N.E.; de Bruin, S.; Herold, M. Assessing global land cover reference datasets for different user communities. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2014**, in press.
39. Souley Yero, K. Land Cover Changes in West Niger : Impact on the Water Cycle. PhD Thesis, University of Grenoble, Grenoble, France, 2012.
40. Leroux, L.; Oszwald, J.; Ngounou Ngatcha, B.; Sebag, D.; Penven, M. Le bassin versant du Mayo-Tsanaga (Nord Cameroun): Un bassin versant expérimental pour une compréhension des relations Homme/Milieu. *Rev. Française Photogramm. Télédétection* **2013**, *20*, 42–54.
41. FAO (Food and Agricultural Organization). *FRA 2000 Forest Cover Mapping and Monitoring With NOAA-AVHRR and Other Coarse Spatial Resolution Sensors*; FAO: Rome, Italy, 2000; p. 42.
42. Li, W.; Guo, Q. A New accuracy assessment method for one-class remote sensing classification. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2014**, *52*, 4621–4632.
43. Boschetti, L.; Flasse, S.P.; Brivio, P.A. Analysis of the conflict between omission and commission in low spatial resolution dichotomic thematic products: The Pareto Boundary. *Remote Sens. Environ.* **2004**, *91*, 280–292.
44. Lambin, E.F.; Gibbs, H.K.; Ferreira, L.; Grau, R.; Mayaux, P.; Meyfroidt, P.; Morton, D.C.; Rudel, T.K.; Gasparri, I.; Munger, J. Estimating the world's potentially available cropland using a bottom-up approach. *Glob. Environ. Chang.* **2013**, *23*, 892–901.
45. Mayaux, P.; Lambin, E.F. Estimation of tropical forest area from coarse spatial resolution data: A two-step correction function for proportional errors due to spatial aggregation. *Remote Sens. Environ.* **1995**, *53*, 1–15.
46. MacEachren, A. Compactness of geographic shape: Comparison and evaluation of measures. *Geogr. Ann. Ser. B. Hum. Geogr.* **1985**, *67*, 53–67.
47. Plexida, S.; Sfougaris, A.; Ispikoudis, I.; Papanastasis, V. Selecting landscape metrics as indicators of spatial heterogeneity—A comparison among Greek landscapes. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2014**, *26*, 26–35.
48. Thioulouse, J.; Dray, S. Interactive multivariate data analysis in R with the ade4 and ade4TkGUI packages. *J. Stat. Softw.* **2007**, *22*, 1–14.
49. Schwarz, G. Estimating the dimension of a model. *Ann. Stat.* **1978**, *6*, 461–464.
50. Ramankutty, N.; Evan, A.T.; Monfreda, C.; Foley, J.A. Farming the planet: 1. Geographic distribution of global agricultural lands in the year 2000. *Glob. Biogeochem. Cycles* **2008**, *22*, 1–19.
51. Jain, M.; Mondal, P.; DeFries, R.S.; Small, C.; Galford, G.L. Mapping cropping intensity of smallholder farms: A comparison of methods using multiple sensors. *Remote Sens. Environ.* **2013**, *134*, 210–223.

52. Wardlow, B.D.; Egbert, S.L. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data : An assessment for the U.S. Central Great Plains. *Remote Sens. Environ.* **2008**, *112*, 1096–1116.
53. Smith, J.H.; Stehman, S.V.; Wickham, J.D.; Yang, L. Effects of landscape characteristics on land-cover class accuracy. *Remote Sens. Environ.* **2003**, *84*, 342–349.
54. FAO (Food and Agricultural Organization). *World-Bank Farming Systems and Poverty: Improving Farmers' Livelihoods in a Changing World*; Hall, M., Ed.; FAO: Rome, Italy, 2001; p. 464.
55. Turner, D.P.; Cohen, W.B.; Kennedy, R.E. Alternative spatial resolutions and estimation of carbon flux over a managed forest landscape in Western Oregon. *Landsc. Ecol.* **2000**, *15*, 441–452.
56. Gong, P.; Wang, J.; Zhao, Y.Y.; Liang, L.; Niu, Z.; Huang, X.; Fu, H.; Liu, S.; Li, C.; Li, X.; *et al.* Finer resolution observation and monitoring of global land cover: First mapping results with Landsat TM and ETM+ data. *Int. J. Remote Sens.* **2013**, *34*, 2607–2654.
57. GEOGLAM (Global Agricultural Monitoring). Available online: <http://www.earthobservations.org/geoglam.php> (accessed on 10 November 2013).

© 2014 by the authors; licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution license (<http://creativecommons.org/licenses/by/3.0/>).

Annexe V : Estimation des rendements à partir d'un indice de végétation et d'une indice de stress hydrique (Article 2)

Article 2

Crop Monitoring Using Vegetation and
Thermal Indices for Yield Estimates: Case
Study of a Rainfed Cereal in Semi-Arid
West Africa

*IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote
Sens., Version sous presse, 2015.*

Crop Monitoring Using Vegetation and Thermal Indices for Yield Estimates: Case Study of a Rainfed Cereal in Semi-Arid West Africa

Louise Leroux, Christian Baron, Bernardin Zoungana, Seydou B. Traoré, Danny Lo Seen, and Agnès Bégué

Abstract—For the semiarid Sahelian region, climate variability is one of the most important risks of food insecurity. Field experiments as well as crop modeling are helpful tools for the monitoring and the understanding of yields at local scale. However, extrapolation of these methods at a regional scale remains a demanding task. Remote sensing observations appear as a good alternative or addition to existing crop monitoring systems. In this study, a new approach based on the combination of vegetation and thermal indices for rainfed cereal yield assessment in the Sahelian region was investigated. Empirical statistical models were developed between MODIS NDVI and LST variables and the crop model SARRA-H simulated aboveground biomass and harvest index in order to assess each component of the yield equation. The resulting model was successfully applied at the Niamey Square Degree (NSD) site scale with yield estimations close to the official agricultural statistics of Niger for a period of 11 years (2000–2011) ($r = 0.82$, p -value < 0.05). The combined NDVI and LST indices-based model was found to clearly outperform the model based on NDVI alone ($r = 0.59$, p -value < 0.10). In areas where access to ground measurements is difficult, a simple, robust, and timely satellite-based model combining vegetation and thermal indices from MODIS and calibrated using crop model outputs can be pertinent. In particular, such a model can provide an assessment of the year-to-year yield variability shortly after harvest for regions with agronomic and climate characteristics close to those of the NSD study area.

Index Terms—Crop model, crop yield, harvest index, land surface temperature (LST), MODIS, NDVI, Niger, rainfed cereal, remote sensing.

I. INTRODUCTION

IN THE SAHELIAN region of West Africa where traditional rainfed agriculture prevails [1], over 20 million people suffered from food insecurity in 2014 [2]. Sahelian rainfed farming systems are known to be at high climatic risk due to a high spatio-temporal variability of rainfall and frequent drought events [3]. Rainfall variability results in large fluctuations in

year-to-year crop productivity which leads to episodes of food insecurity. Moreover, the political and socio-economic instability of certain countries in the region also contribute to the variability of agricultural production [4]. These considerations highlight the need for an operational, timely, and accurate yield estimation system to assist decision-making [5]–[7].

Yield estimation systems based on crop modeling allow accurate quantitative assessments (e.g., AGRHYMET in West Africa; the AGRI4CAST action in Europe) but are confronted with input data availability and spatial consistency constraints [8], [9].

For more than two decades, Earth Observation systems have been known to play a significant role in vegetation monitoring by providing synoptic, repetitive, timely, objective, and cost-effective information on Earth's surfaces (e.g., [10]–[12]). They have been acknowledged for their valuable contribution to spatial and temporal monitoring of global vegetation and thus have been used extensively in many parts of the world for crop condition monitoring and yield forecasting [9], [13]–[18]. Combined or not with rainfall data, satellite data are currently being used in early warning systems to assess crop development conditions during the growing season [e.g., Famine Early Warning System Network (FEWS-NET); Global Information and Early Warning System (GIEWS); Food Security (FOODSEC); Group on Earth Observation–Global Agricultural Monitoring (GEOGLAM)], mainly through the production of regularly updated crop growth anomalies' maps based on the normalized difference vegetation index (NDVI). These systems benefit from timely and synoptic satellite data which compensate the lack of reliable and homogeneous ground data, but which remain mainly qualitative and do not include crop yield monitoring.

The empirical relationship between remote sensing spectral vegetation indices (VIs) and *in situ* observations to predict crop yields before harvest has been tested for a long time in many studies (for a review, see [19]). The simplest approach involves the regression between observed yields and VIs, either on a specific date or through a time integral of VIs between two dates [20]–[22]. Among the VIs, the NDVI has been widely employed due to its close relationship to several vegetation parameters like the leaf area index (LAI), the fraction of absorbed photosynthetically active radiation (fAPAR), or the green biomass [23]–[25]. Furthermore, several studies have found a good correlation between NDVI and crop yields in many study sites around the world [13], [15], [16], [26]–[28].

Nonetheless, there are intrinsic limitations that prevent an operational use of VIs to estimate crop yield. Apart from

Manuscript received May 27, 2015; revised September 01, 2015; accepted November 04, 2015. The work of L. Leroux was supported in part by the CIRAD and in part by the Centre National d'Etudes Spatiales (Project CNES-TOSCA "Dynafrisque").

L. Leroux is with CIRAD UMR TETIS, Maison de la Télédétection, Montpellier 34093, France, and also with AgroParis Tech, Montpellier 34093, France (e-mail: louise.leroux@teledetection.fr).

C. Baron, D. Lo Seen and A. Bégué are with CIRAD UMR TETIS, Maison de la Télédétection, Montpellier 34093, France.

B. Zoungana is with FEWS-NET, 01 B.P.:1615 Ouagadougou 01, Burkina Faso.

S. B. Traoré is with AGRHYMET Regional Center, Niamey BP 11011, Niger.

Color versions of one or more of the figures in this paper are available online at <http://ieeexplore.ieee.org>.

Digital Object Identifier 10.1109/JSTARS.2015.2501343

technical limitations such as low spatial and temporal resolution leading to mixed pixels and incomplete crop growth descriptions, respectively, the main limitation is the indirect link between yield and spectral data. Since the 1980s, NDVI is known to be a proxy of the aboveground biomass [11], [24], but the ratio between yield and aboveground biomass (referred hereafter as the harvest index, HI) is also known to be highly variable in space and time. References [29] and [30] showed that biomass production is linearly related to fAPAR for crop with no water stress, while [31] showed that a linear relation between NDVI and fAPAR can be assumed since their functional response to leaf orientation, solar zenith angle, and atmospheric optical depth is similar.

On the other hand, the harvest index, also known as the reproductive efficiency, is crop-dependent and sensitive to variables that impact the partitioning of the assimilates into grain, such as the genotype, temperature, and water/nutrients availability [32]–[34]. In the Sahelian region, HI is strongly dependent on water conditions during the growing period, in particular during the reproductive stage [35]. Crop water conditions can also be derived from remote sensing data, with indices based on the difference between air and surface temperatures, which are useful indicators of water stress for yield estimation. Indeed, since the 1970 s, various remote sensing-based studies have shown that final yields can be related to thermal indices [36], [37]. Based on land surface temperature (LST), the crop water stress index (CWSI) proposed by [38] was found useful for yield estimation and crop assessment (e.g., [39]–[42]).

In the framework of current early warning systems for food security, crop yield monitoring would certainly benefit from the consistency in space and time of remote sensing-based crop yield estimations. For this reason, in this study, we investigate the possibility of combining vegetation and thermal indices for crop yield estimation in the Sahelian region, where, to our knowledge, this has not been attempted. Our objective is to build a simple, robust, and timely satellite-based model for rainfed cereal yield estimates on the basis that: 1) aboveground biomass can be estimated using NDVI, and that 2) LST data can provide useful information on the harvest index. Such a model would also provide effective assessments of year-to-year yield variability. The study is conducted in the south-west of Niger [the Niamey Square Degree (NSD) site] where rainfed pearl millet dominates the agricultural landscape, and soils as well as agricultural practices are relatively homogeneous. We use the SARRA-H (System for Regional Analysis of Agro-Climatic Risks) crop model [43], which has already been validated for pearl millet in the Sudano-Sahelian zone [4], to simulate biomass and the corresponding yield for a period of 11 years (2000–2011), using as input data the rainfall measurements from 28 rain gauges and a meteorological station. We derive the NDVI and the CWSI from MODIS data over the same 11-year period to explore their respective relationship with biomass and the harvest index. The model is then validated using crop statistics data at the scale of the Niger Square Degree site. The proposed approach is finally discussed in the framework of a potential operational yield estimation system that would also include data from the upcoming Sentinel-2 sensors.

II. MATERIAL

A. Overall Approach

We combine satellite-data with agro-meteorological modeling results to analyze the potential of MODIS-derived NDVI and LST time series for pearl millet yield assessment in the Niger Square Degree site. The underlying assumptions of our approach are as follows.

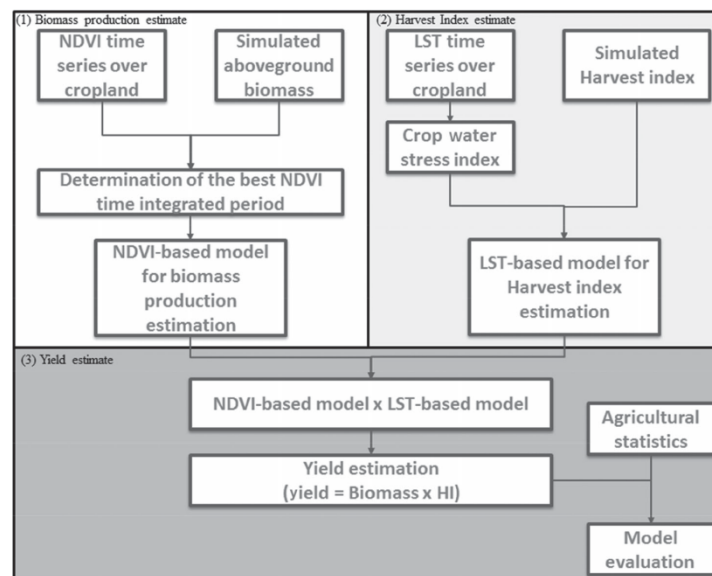
- 1) Aboveground biomass can be determined from vegetative indices such as the NDVI [44].
- 2) Harvest indices can be significantly reduced under water-limited conditions [45] due to crop water stress. LST observations can be used as an indicator of crop water stress [38] and thus be related to the harvest index.
- 3) The combination of NDVI and LST provides a better estimate of yields than the NDVI on its own in water-limited regions.

Fig. 1 summarizes the overall methodology. Empirical statistical relationships are sought 1) between a cropland NDVI integrated over different time periods and aboveground biomass simulated by the crop model SARRA-H and 2) between a cropland CWSI time series derived from LST data and simulated harvest indices by the same model. Crop yield is equal to aboveground biomass multiplied by harvest index; thus, the relationships obtained are then 3) combined into a simple model for pearl millet yield assessment based on vegetation and thermal indices. Ideally, a remote sensing-based approach has to be calibrated with reliable ground-measurement data. For our study area, the ground-truth data currently available are mainly based on farmer's declarative survey and suffer from a lack of consistency in both space and time. Consequently, the choice has been made to use simulated data from SARRA-H crop model to overcome this issue knowing that SARRA-H has been validated for this region [4]. The predictive capacity of the remote sensing-based model is then verified at a regional scale with agricultural statistics.

B. Study Area

The study area (12.9° – 13.9° N; 1.6° – 3.1° E, hereafter referred to as the NSD site), which includes the NSD site, covers about 18 000 km² and is located in south-west Niger [Fig. 2(a)]. The site is part of the AMMA-CATCH observatory (African Monsoon Multidisciplinary Analysis-Coupling the Tropical Atmosphere and the Hydrological Cycle; <http://www.amma-catch.org/>) and has been chosen for two reasons: 1) rainfall is considered as the main driver of crop yield [46] and 2) the site is instrumented since the early 1990s including a dense network of rain-gauges which are continuously recording rainfall.

The climate is typically Sahelian. Annual ambient temperatures are high and rainfall distribution is monomodal from June to September. Rainfall is highly variable spatially [47] and temporally [48] with 10%–22% interannual variations between 2000 and 2010 [Fig. 2(b)]. In addition, despite the small size of the study area [about 160 km × 110 km; Fig. 2(c)], the regional rainfall pattern shows a high latitudinal gradient from 480 mm/year (north of the study site) to 630 mm/year (south).



F1:1 Fig. 1. Flowchart of the approach adopted corresponding to the three stages of the remote-sensed-based model development.

200 The production system is rainfed, dominated by pearl mil-
 201 let [4] which is drought-resistant and well adapted to the
 202 sandy soils predominant in the study area [49]. It is character-
 203 ized by low inputs [50] and low yields (generally lower than
 204 700 kg/ha; [49]).

205 C. Satellite Data

206 1) *MODIS VIs Product (MOD13Q1)*: The MODIS VI
 207 product (MOD13Q1 collection 5) was used in this study
 208 because of its data consistency, providing spatial and temporal
 209 information on vegetation conditions every 16 days at 250-m
 210 spatial resolution since 2000 [51]. Even if the MODIS data
 211 are preprocessed with the constrained view angle-maximum
 212 value composites (CV-MVC) algorithm, noise still exists in
 213 the time series due to cloudiness, sensor problems, or bidi-
 214 rectional reflectance distribution function (BRDF) effects [53].
 215 In consequence, we applied a Savitzky–Golay filter to reduce
 216 noise and improve the quality of the NDVI time series toward
 217 a more efficient crop yield monitoring [54]. After testing dif-
 218 ferent smoothing parameters, a filter width of 4 and a degree
 219 of smoothing polynomial of 6 were retained, which allowed to
 220 match the upper envelope of the NDVI time series

221 2) *MODIS LST Product (MOD11A2)*: The MODIS LST
 222 product (MOD11A2, collection 5) is composed of the average
 223 value of daily 1-km LSTs under clear sky conditions for an 8-
 224 day period [55]. The MODIS LST product was validated with
 225 *in situ* temperature measurements recorded at various places
 226 and under various surface and atmospheric conditions [56].
 227 According to [56], the MODIS LST accuracy is better than
 228 1 K. The LST data have been converted to degrees Celsius. As

for the MODIS NDVI data, noisy pixels affected by clouds or
 other atmospheric disturbances were removed when tempera-
 tures were below 0 °C and the neighboring values in the time
 series have been linearly interpolated.

232 3) *MODIS Land Cover Type Product (MCD12Q1)*:
 233 The MODIS LCP (MCD12Q1, version 51) contains the
 234 International Geosphere Biosphere Program's (IGBP) classifi-
 235 cation, describing 17 land cover classes on a yearly basis at a
 236 spatial resolution of 500 m [57], [58]. Two classes are related
 237 to agriculture: cropland (class number 12) and cropland/natural
 238 vegetation mosaic (class number 14). Assuming that cultivated
 239 land cover area did not vary considerably during the 10-year
 240 period of study, only "consistent" pixels (i.e., pixels classified
 241 as cropland for more than 6 years between 2001 and 2010)
 242 were kept as cropland and the rest masked out. This crop mask
 243 was tested against a land cover map based on Landsat images
 244 in 2013 and displayed a user accuracy of 73% and a producer
 245 accuracy of 50% for the crop classes (not shown here). Because
 246 of its availability at a regional scale, we chose to conduct the
 247 analysis with the MODIS LCP to ensure the reproducibility
 248 of the methodology elsewhere. In this study, we considered
 249 that the resulting cropland was approximately equivalent to
 250 the pearl millet cultivated area (since pearl millet represents
 251 over 70% of the total agricultural production in the study area;
 252 [4], [26]).

254 D. Climate Data

255 A set of daily rainfall data recorded throughout the period
 256 2000–2010 at 28 rain-gauges (corresponding to 28 villages) dis-
 257 tributed across the study area [Fig. 2(c)] was used. This dataset

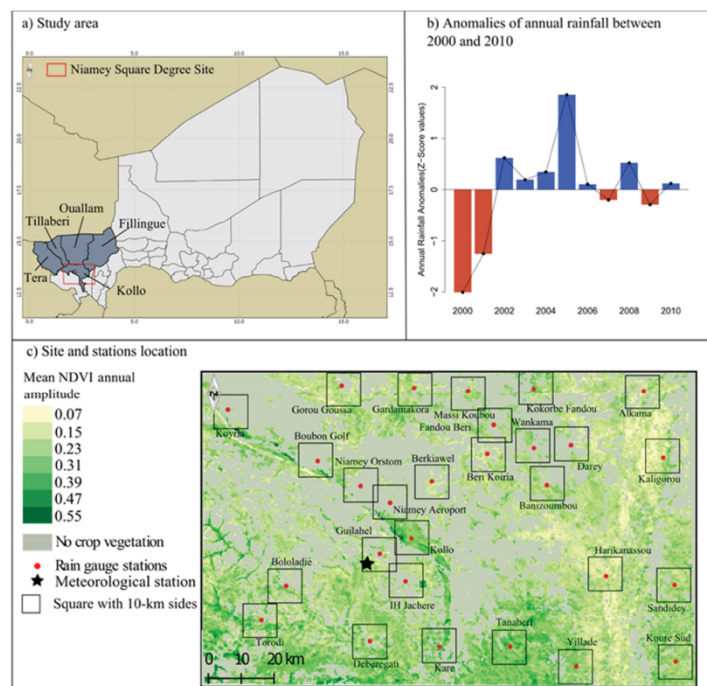


Fig. 2. NSD site (Niger). (a) Location of the NSD site (red square) and the five departments considered in the study. (b) Anomalies of annual rainfall (deviation from the mean between 2000 and 2010). (c) Mean NDVI annual amplitude between 2000 and 2010, and location of the 28 rain-gauge (red circles) and meteorological (star) stations.

was provided by the AMMA-CATCH observing system. Other weather data including daily minimum and maximum air temperature, wind speed, solar radiation, and minimum and maximum air relative humidity measurements were obtained from a weather station located south of Niamey [Fig. 2(c)]. According to [50], the variability of other meteorological data is very low compared to rainfall in this area, such that only one weather station was considered necessary.

E. Agricultural Statistics

Agricultural statistics were used in the validation process of the remotely sensed-based yield model. Pearl millet yield data, collected from ground surveys of major staple crops in Niger, were used. These ground surveys are conducted every year by the Niger Agricultural Statistics service at department level and were therefore available for the 2000 and 2010 period. In this study, yield data for the Kollo department and the four surrounding departments were considered [Fig. 2(a)].

III. METHODS

A. Crop model Simulations

1) *SARRA-H Crop Model*: SARRA-H V3.3 [43], [50] was used in this study to simulate attainable pearl millet yields under

climatic constraint in the NSD site at village level. This model is particularly suited for the analysis of climate impacts on cereal growth and yield in dry environments. It is currently used by AGRHYMET for operational agro-meteorological forecasting across West Africa. It simulates attainable yield under water-limited conditions taking into account potential and actual evapotranspiration, phenology, potential and water-limited assimilation, and biomass partitioning (for more details about the SARRA-H crop model, see <http://sarrah.teledetection.fr>). The crop model SARRA-H has been calibrated and validated for local photoperiod-sensitive pearl millet cultivars using ground surveys conducted in various locations across West Africa such as in Senegal, Burkina Faso, Mali, or Niger [4]. The model was found to perform well over West Africa through comparison with FAO statistics [58]–[60] or in comparison with other crop models in the framework of the Agricultural Model Intercomparison and Improvement Project (AgMIP, [61]).

2) *Aboveground Biomass, Harvest Index, and Yield Simulations*: Attainable pearl millet aboveground biomass, harvest index, and yield were simulated with the SARRA-H crop model for each of the 28 rainfall stations of the NSD site between 2000 and 2010, according to soil type, rainfall regime, and agricultural practices (crop varieties and sowing dates). A total of 1276 simulations were conducted. The range of

parameters used for the simulation was derived from previous studies and expert knowledge:

a) *Crop varieties*: Two local pearl millet photoperiodic cultivars are found at the NSD site: *Hainy Kirey* (90–120 days cycle duration) and *Somno* (120–150 days cycle duration). These two photoperiodic varieties are particularly adapted to spatial and temporal variability of the length as well as the onset of the rainy season of the Sahelian zone [1], [59]. In the NSD site, pearl millet HK represents among 80% of the crop [60], [61]. Pearl millet aboveground biomass, harvest index, and yields were simulated considering neither fertilization nor irrigation.

b) *Sowing dates*: In Sahelian regions, farmer's agricultural practices choice is highly determined by the climatic constraints. Farmers generally start sowing photoperiodic millet varieties as soon as possible after the first significant rain, to benefit from the flush of available nitrogen associated with early rains, in spite of a high risk of failure and subsequent need of resowing [59], [62]. In the model, the beginning of the time window considered for the search of the satisfying conditions for sowing was set on May 1, and the sowing date was automatically generated by the model as the day when simulated soil water available for the plant is greater than 10 mm at the end of the day.

c) *Soil type*: According to the Harmonized World Soil Database [63], 75% of soils in the NSD site are sandy and 25% are sandy clay loam. Since there is no existing data presenting the proportion of each soil type in each of the NSD site's villages, respectively, we assumed the proportions proposed for the whole NSD site as being equivalent to the proportion in each village. Yields, aboveground biomass, and harvest index were simulated for these two types of soils, weighted according to these proportions and considering two rooting depths (600 and 1800 mm) per type of soil.

An example of the aboveground biomass output obtained for Torodi village in 2008 is presented in Fig. 3.

B. Relationships Between Crop Model Simulations and Remote Sensing Indices for Pearl Millet

1) Processing of Remote Sensing Indices:

a) *MODIS NDVI time series*: In Niger, cultivated areas are principally gathered around villages within a distance of less than 10 km [26]. To compare the NDVI with simulated aboveground biomass, NDVI median values within a square of 10 km × 10 km (corresponding to 1600 MODIS pixels) around each village were extracted in order to limit the analysis to areas with the higher density of crop surfaces. The median value was used to represent the average situation while minimizing the effect of pixels with a significant proportion of natural vegetation as can be expected when working with a broad-scale crop mask. Mean values were also not appropriate because the NDVI values were found not to be normally distributed. In this study, three NDVI time integrals (cumulative values) were defined (Fig. 4).

1) The rainy season (NDVI_RS) extends from its onset to its retreat. In order to take into consideration the spatial and temporal variability of the length of the rainy season, the onset and retreat of the rainy season was computed for

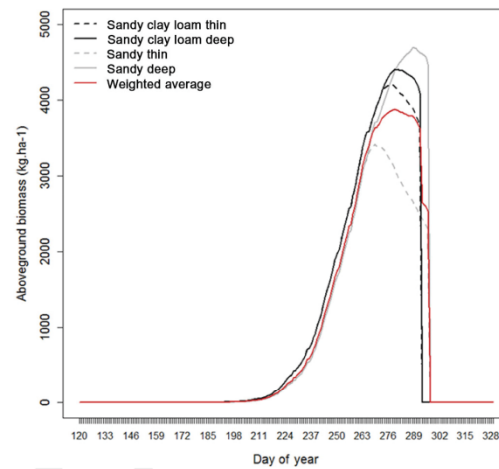


Fig. 3. Example of Somno millet simulated aboveground biomass with the crop F3:1 model SARRA-H for the village of Torodi in 2008. The dark curves represent F3:2 aboveground biomass for a sandy clay loam soil (thin soil in dashed line and F3:3 deep soil in solid line), the gray curves represent a sandy soil (thin soil in dashed line and deep soil in solid line) and red curve represent the resulting weighted F3:5 average. F3:6

each year and for each village of the NSD site following Sivakumar's definition [64].

- 2) The growing period (NDVI_GP) extends from the onset of the rainy season to the end of September (Fig. 4). The end of the crop growing period corresponds approximately to the harvesting period which was fixed here to the end of September (270th day of the year) since it generally occurs during September [65].
- 3) The productive period (NDVI_PP) of the crop growing period corresponds to phenological stages, such as the reproductive or the first maturing stages, which are especially sensitive to water stress. Consequently, yield loss becomes significant under water stress conditions during these drought-sensitive stages. The NDVI between the beginning of August (213th day of the year) and the end of September (including the reproductive and the maturation phases as well as the harvesting period) were used to calculate the NDVI integral during the crop productive period.

The cropland extent obtained from the MODIS Land Cover Product was used to keep only cropland classified pixels in the NDVI integral calculation which allows minimizing the influence of natural vegetation signals.

b) *Crop Water Stress Index*: The CWSI, commonly used as a plant stress detection index, is originally based on canopy-air temperature difference and their relation to air vapor pressure deficit. It ranges from 0 (ample water) to 1 (maximum stress) [38]. Reference [66] suggests an equivalent approach based only on canopy-air temperature differences. The CWSI used in this study can be expressed as

$$CWSI = \frac{(T_c - T_a)_{ref} - (T_c - T_a)_{min}}{(T_c - T_a)_{max} - (T_c - T_a)_{min}} \quad (1)$$

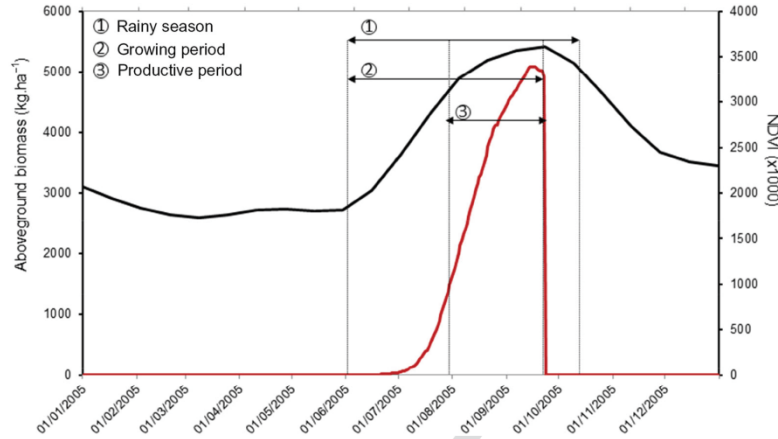


Fig. 4. Three NDVI time integrated periods, example of the Kollo village in 2005. NDVI profile (black line) during the season is compared to the simulated aboveground biomass (red line).

where T_c is the canopy-temperature from MODIS LST data and T_a is the air temperature measurement from the meteorological AGRHYMET station. Subscripts min, max, and ref refer to the minimum (nonstressed crop), maximum (cover no longer transpiring), and observed canopy-air temperature differences, respectively, computed for each date within the crop mask over the study area. Since the HI of pearl millet is more sensitive to water stress during the crop productive period of the growing season [35], an integral of CWSI was calculated over the productive period as defined previously (CWSI_PP).

2) *Model Development for Aboveground Biomass, HI, and Yield Estimation:* In Niger, pearl millet is characterized by an LAI generally lower than 2, which suggests that the relationships between NDVI and LAI are below the saturation level explained in [67]. The relationship between simulated aboveground biomass and each of the three NDVI time integrals was modeled with an ordinary least square (OLS) regression through the following expression:

$$SimBiom_{t,n} = b1 + a1 * NDVI_{t,n} + \varepsilon_{1,t,n} \quad (2)$$

where $SimBiom_{t,n}$ represents the simulated aboveground biomass in year t and village n with the crop model SARRA-H, $NDVI_{t,n}$ is the NDVI variable for the same year and village, $b1$ and $a1$ are the parameters to be estimated, and $\varepsilon_{1,t,n}$ is the error term. An OLS was run at village level for the three NDVI time integrals.

As for the aboveground biomass estimation, an OLS regression was applied to derive HI from the CWSI, while the crop model output was used to calibrate the remote-sensed-based model

$$SimHI_{t,n} = b2 + a2 * CWSI_{t,n} + \varepsilon_{2,t,n} \quad (3)$$

where $SimHI_{t,n}$ represents the simulated HI in year t and village n with the crop model SARRA-H, $CWSI_{t,n}$ is the CWSI variable for the same year and village, $b2$ and $a2$ are the parameters to be estimated and $\varepsilon_{2,t,n}$ is the error term.

The basic equation to estimate yield is

$$Yield = biomass * HI. \quad (4)$$

Thus, by replacing each term of (4) by (2) and (3), the following model for yield estimation can be derived as follows:

$$Yield = (b1 + a1 * NDVI_{t,n} + \varepsilon_{1,t,n}) \times (b2 + a2 * CWSI_{t,n} + \varepsilon_{2,t,n}). \quad (5)$$

IV. RESULTS

A. Crop Model Simulation Results

The crop model SARRA-H was run for the 28 villages of the NSD site for a period of 11 years (from 2000 to 2010). In these simulations, the mean annual simulated yields at village scale vary from 100 to 1400 kg ha⁻¹ (not shown). The yields are in the same order of magnitude that the ones measured by CIRAD (French agricultural research center for development) and AGRHYMET in the NSD site between 2004 and 2008 (400–1100 kg ha⁻¹; [71]). The temporal and spatial variability of the outputs of the simulation protocol are presented in Tables I and II, respectively. Table I shows a general high temporal variability of simulated pearl millet aboveground biomass for the 28 villages with a coefficient of variation (CV) ranging from 31% for Gorou Goussa to 63% for Kollo. Compared to the high year-to-year variability of the aboveground biomass, the temporal variability of the simulated yields (CV ranged from 19% to 46% between 2000 and 2010) and harvest indices (CV below 40% and mean HI = 0.29) are moderate. Given the size of the study area, the aboveground biomass, the HI, and the yield's spatial variability could be considered relatively high (CV between 9% and 59% Table II). The years 2000, 2002, 2007, and 2010 are those showing the highest spatial variability between the villages (e.g., 30%, 36%, 30%, and 52%, respectively, for simulated yields). The analysis of the crop

TABLE I
TEMPORAL VARIABILITY OF SIMULATED ABOVEGROUND BIOMASS,
HARVEST INDEX (HI), AND YIELD^a

	Aboveground biomass		Harvest index		Yield	
	Mean (kg ha ⁻¹)	CV (%)	Mean	CV (%)	Mean (kg ha ⁻¹)	CV (%)
Alkama	2063	46	0.29	27	813	33
Banizoumbou	2285	51	0.27	26	768	34
Beri Koiria	2290	48	0.31	33	911	19
Berkiawel	2365	52	0.30	30	920	32
Bololadie	2138	58	0.29	28	789	46
Boubon Golf	2387	44	0.31	31	972	17
Darey	2012	40	0.32	21	914	22
Debere Gati	2381	55	0.29	24	888	41
Fandou Beri	2001	43	0.31	22	903	33
Gardamakora	2066	51	0.30	33	808	36
Gorou Goussa	2653	31	0.26	27	956	18
Guilabel	2416	52	0.28	35	855	30
Harikanassou	2732	33	0.27	22	1033	9
IH Jachere	2254	49	0.30	29	902	23
Kaligou	2349	35	0.28	27	896	25
Kare	2318	51	0.30	25	922	30
Kokorbe Fandou	1936	62	0.33	31	829	37
Kollo	2074	63	0.30	36	754	41
Koure Sud	2321	42	0.29	21	940	25
Koyria	2350	38	0.29	26	924	18
Massi Koubou	2155	49	0.30	35	857	34
Niamy Aeroport	2386	52	0.30	31	892	25
Niamy Orstom	2103	51	0.32	26	907	24
Sandideye	2573	42	0.28	26	963	25
Tanaberi	2302	38	0.29	22	949	25
Torodi	3271	43	0.24	39	934	37
Wankama	1915	49	0.32	23	844	37
Yillade	2674	40	0.27	24	994	19
Mean	2313	47	0.29	28	894	28

^aThe mean values and the coefficients of variation (CV) are calculated on the 2000–2010 period, and are given for each village. The values averaged of means and CV over the dataset are given in bold.

TABLE II
SPATIAL VARIABILITY OF SIMULATED ABOVEGROUND BIOMASS,
HARVEST INDEX (HI), AND YIELD^a

	Aboveground biomass		Harvest index		Yield	
	Mean (kg ha ⁻¹)	CV (%)	Mean	CV (%)	Mean (kg ha ⁻¹)	CV (%)
2000	2332	24	0.22	21	719	30
2001	2536	23	0.25	23	943	18
2002	1501	52	0.35	15	768	36
2003	3054	24	0.24	17	1050	14
2004	2386	34	0.28	16	949	22
2005	3967	23	0.21	17	1082	12
2006	1706	26	0.36	16	911	15
2007	1989	41	0.31	17	879	30
2008	2781	28	0.27	21	1029	11
2009	2365	41	0.31	24	990	19
2010	828	59	0.43	9	518	52
Mean	2313	34	0.29	18	894	24

^aThe mean coefficients of variation (CV) are calculated on the 28-village data set, and are for each year. The values averaged of means and CV over the dataset are given in bold.

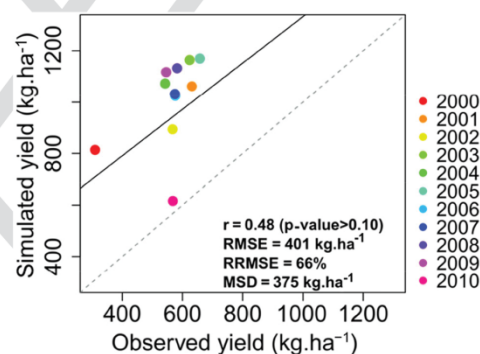


Fig. 5. Observed pearl millet yields from agricultural statistics for the depart- F5:1
ment of Kollo versus simulated yields obtained with SARRA-H aggregated at F5:2
the NSD site level. F5:3

model output during these years (not shown) reveals high water stress conditions at the beginning of the growing period (during the vegetative stage), affecting locally some of the villages and resulting in very low simulated aboveground biomass and yields for those years. We also validate the SARRA-H crop model against agricultural statistics by averaging simulated yield at the NSD site level (Fig. 5). The yields are overestimated which is one of the main drawbacks of many crop models since they simulate potential yields limited by water supply which could be different from the actual yields attained in the field [72].

B. Biomass Estimation Based on NDVI Data

1) Results at Village Scale: Different descriptive statistics have been extracted for each of the NDVI-integrated variables in order to determine the best NDVI-integrated × descriptive statistics combination for aboveground biomass estimation: the median value, the maximum value, the range (the difference between the maximum and the minimum), and the standard deviation. The results are illustrated in Table III.

The four descriptive statistics × the three NDVI-integrated variables were compared to the simulated aboveground biomass using an OLS regression (Table III). For all the combinations tested, the correlation coefficients are low (below 0.40 but all highly significant). The root-mean-square errors (RMSEs) are high with an RMSE equal to 989 kg ha⁻¹ (RRMSE = 42%) for the best combination (NDVI median × NDVI_{pp}), and an RMSE equal to 1060 kg ha⁻¹ (RRMSE = 46%) for the less performing combination (NDVI range × NDVI_{rs}). Fig. 6 shows the resulting scatterplot of NDVI_{pp} versus simulated aboveground biomass. The dispersion of the points along the regression lines suggests the low ability of MODIS NDVI to reveal spatial and temporal aboveground biomass variability at a village scale. According to Table III, the best results were observed for the median NDVI values extracted around villages; thus, only the combination NDVI median × NDVI - integrated variables were considered in the remainder of the study.

T3:1
T3:2
T3:3
T3:4

TABLE III
ELEMENTS OF THE REGRESSION ANALYSIS OBTAINED BETWEEN THE SIMULATED ABOVEGROUND BIOMASS AND THE DESCRIPTIVE STATISTICS × NDVI VARIABLES (NDVI INTEGRATED DURING THE RAINY SEASON, THE GROWING PERIOD, AND THE PRODUCTIVE PERIOD) OBTAINED AT THE VILLAGE SCALE FOR YEARS 2000–2010

Descriptive statistics	NDVI Variables	Intercept	Slope	r	p-value	RMSE (kg ha ⁻¹)	RRMSE (%)
Median	NDVI_RS	336	0.07	0.32	6.08E-09	1012	43
	NDVI_GP	255	0.10	0.34	1.20E-09	1006	43
	NDVI_PP	-704	0.24	0.38	5.80E-12	989	42
Max	NDVI_RS	893	0.03	0.26	5.07E-06	1033	45
	NDVI_GP	437	0.06	0.33	5.11E-09	1011	43
	NDVI_PP	-99	0.13	0.31	1.86E-08	1017	44
Range	NDVI_RS	1886	0.01	0.13	0.02	1060	46
	NDVI_GP	1585	0.04	0.21	0.0002	1046	45
	NDVI_PP	1634	0.06	0.18	0.002	1052	46
Standard deviation	NDVI_RS	1810	0.14	0.16	0.005	1056	45
	NDVI_GP	1389	0.34	0.24	3.07E-05	1039	45
	NDVI_PP	1280	0.59	0.21	0.0001	1045	45

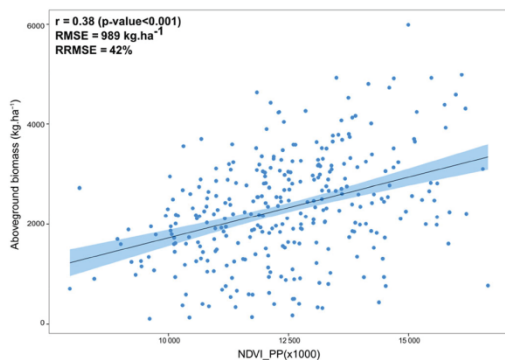


Fig. 6. Scatterplot of the simulated aboveground biomass (kg ha⁻¹) and the NDVI integrated over the productive period for the 28 villages of the NSD site and over the 11 years of data. The RMSE of the aboveground biomass is 989 kg ha⁻¹ which is equivalent to an RRMSE of 42%, and the correlation coefficient is 0.38. The solid line is the linear regression line and the blue area is the confidence interval for p-value < 0.1.

2) *Results at the NSD Site Scale:* Since neither NDVI observations nor simulated aboveground biomass follows normal distributions, median values were preferred to mean values to compare NDVI and simulated aboveground biomass over the 28 villages (NSD site scale). The aggregated NDVI value at the NSD site scale was computed considering the NDVI median value for all cropped pixels of the 28 villages. Fig. 7 shows that overall NDVI observations represent well the magnitude of the simulated aboveground biomass variability [Fig. 7(a)–(c)] as well as the global trends and extreme events [Fig. 7(d)]. Among the three NDVI variables, the NDVI_PP presents the best indicator of pear millet aboveground biomass with a correlation coefficient 0.60 (significant at 10%) and an RMSE of 654 kg ha⁻¹ which is equivalent to an RRMSE of 28%, whereas NDVI_RS appears to be the less reliable indicator [Fig. 7(c) and (a), respectively]. The year-to-year variability is

correctly displayed, with a positive trend between 2000 and 2005, a negative trend between 2005 and 2010, and NDVI observations differing from simulated aboveground biomass by less than one standard deviation [Fig. 7(d)]. These NDVI trends coincide with the observed rainfall anomalies at the NSD site scale [Fig. 2(b)]. At the site scale, the remote sensing-based model for aboveground biomass estimation is expressed as follows:

$$Biomass = 0.96 * NDVI_PP - 10152 \quad (6)$$

where *Biomass* is the production of pearl millet aboveground biomass estimated at the harvest period in kg ha⁻¹, and *NDVI_PP* is the NDVI integral during the productive period at the NSD site scale.

C. Harvest Index Estimation Based of LST Data

Since aboveground biomass is estimated at the NSD site scale, the model for HI estimation was developed at this same scale by taking the median value of the CWSI_PP derived from the LST data, and integrated over the crop productive period. The resulting model is presented in Fig. 8, which shows that the HI and the CWSI_PP are linearly and negatively correlated, with a correlation coefficient of -0.68 (significant at 5%) and an RMSE of 0.07 [Fig. 8(a)]. This relationship may be explained by a new biomass production allocated to grain decreasing as crop water stress increases, leading to a consequent decrease in yield. In order to better visualize the year-to-year variability of both simulated HI and CWSI_PP, we have plotted the (1-CWSI_PP) value [Fig. 8(b)]. The year-to-year variability is generally well represented by the CWSI_PP except for 2005. The model derived for the HI estimation is expressed as follows:

$$HI = -0.26 * CWSI_PP + 0.54 \quad (7)$$

where *HI* is the estimated harvest index and *CWSI_PP* is the CWSI's integrated over the productive period at the NSD site scale.

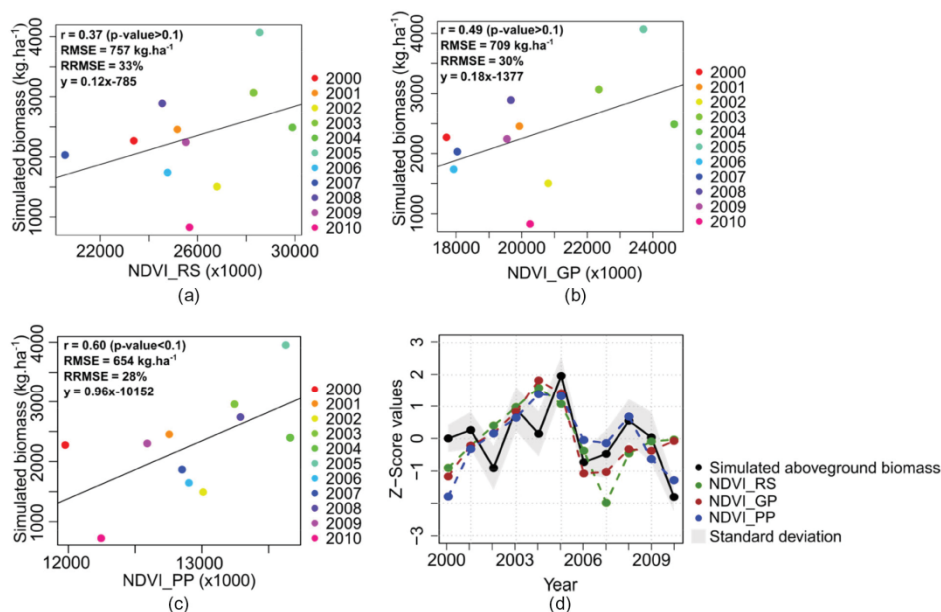


Fig. 7. SARRA-H simulated aboveground biomass (kg ha⁻¹) versus (a) MODIS NDVI integrated during the rainy season; (b) MODIS NDVI integrated during the growing season; and (c) MODIS NDVI integrated during the productive period. The regression line is in black solid line. (d) Comparison of the interannual variability of simulated aboveground biomass and NDVI observations, expressed in z-score values. The gray area is the \pm standard deviation computed from simulated aboveground biomass.

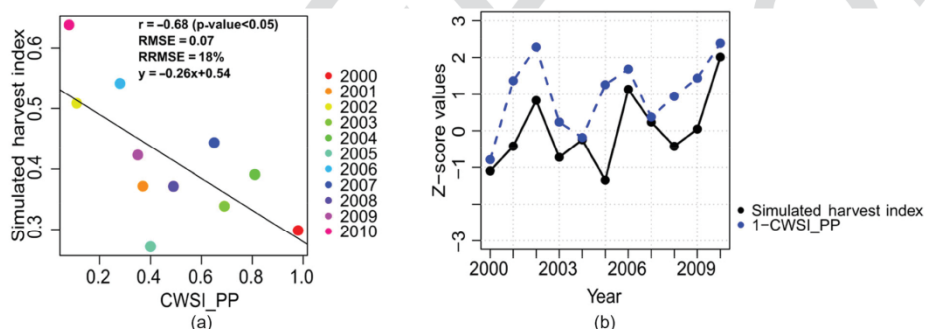


Fig. 8. (a) SARRA-H simulated harvest index versus CWSI_PP estimated from MODIS LST data, over the 2000–2010 period (the regression line is in black solid line). (b) Comparison of the interannual variability of SARRA-H simulated harvest index and (1-CWSI_PP) values, expressed in z-score values. The gray area is the \pm standard deviation computed from simulated harvest index.

D. Yield Estimation Based on NDVI and LST Data and Evaluation

Pearl millet yields at the NSD site scale were obtained by multiplying the estimated aboveground biomass [(6); Fig. 9(a)] by the estimated HI [(7); Fig. 9(b)]. The estimated yields vary from 390 to 1294 kg ha⁻¹ [Fig. 9(c)]. The estimated yields show an overall stable trend between 2000 and 2010 and a decline between 2005 and 2007 [Fig. 9(c)].

The predictive capacity of the remote-sensing-based model for pearl millet yield estimation is shown in Fig. 10. The combined model based on NDVI and LST data is first evaluated by comparing simulated crop yield (from SARRA-H) to estimates based on the remote sensing-based model [Fig. 10(a)]. The combined model is in moderate agreement with simulated yields [$r = 0.50$, RMSE of 219 kg ha⁻¹ and a mean signed difference (MSD) of 74 kg ha⁻¹; Fig. 10(a)].

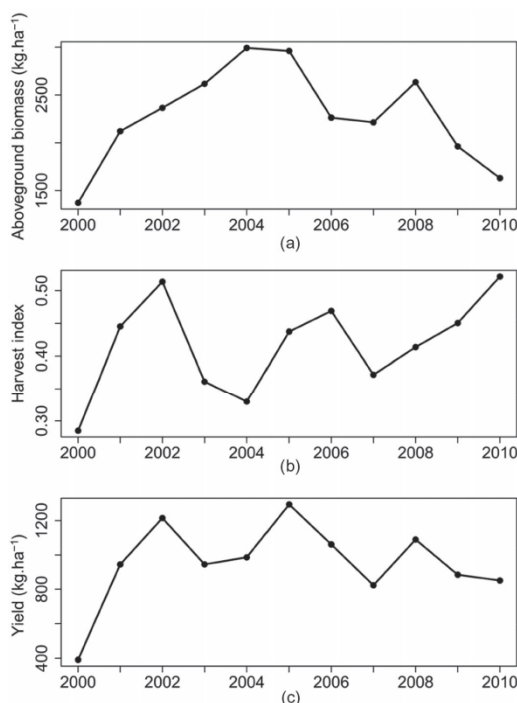


Fig. 9. Evolution of (a) aboveground biomass estimated from the MODIS NDVI model (6); (b) harvest index estimated from the MODIS-derived CWSI model (7); and (c) resulting pearl millet yield derived from the combination of (6) and (7), over the study site.

In order to show the contribution of thermal indices in crop yield estimation, we compared the results with the estimated yields based only on NDVI data. The model (based on both NDVI and LST data) results are in good agreement with the official yield statistics [$r = 0.82$ significant at 5%, Fig. 10(b)]. Furthermore, the combination of NDVI and LST data clearly contributes to improve yield estimation compared to NDVI data alone [$r = 0.59$, Fig. 10(c)]. However, like the crop model used for the calibration, the remote sensing-based models clearly overestimate yields [Fig. 10(b) and (c)] which leads us to consider the ability of these models to render the yield's year-to-year variability observed by the agricultural statistics. To do so, both estimated and observed yields were normalized. For each year, the absolute differences between agricultural statistics z-score values and those of the models were computed [Fig. 11(a)]. In order to provide an overall indication on the performance of each of the models, the sum of the absolute differences is also assessed. Yield's year-to-year variability from 2000 to 2010 is quite well rendered in both models in Fig. 11(a), particularly for the second half of the period (between 2005 and 2010). The combined model based on NDVI and LST data is the closest of the agricultural statistics temporal profile (absolute difference sum = 5.61), particularly in extreme dry years

such as in 2000 [Fig. 11(b)]. Nevertheless, the overall trend is also well rendered, split in a stable period between 2000 and 2005, followed by a decrease trend in yields between 2005 and 2010 [Fig. 11(b)].

To test the robustness of the remote sensing-based model, yields for the four surrounding departments were computed and compared with the corresponding official yield statistics (Table IV). Overall, computed yields coincide with the yield statistics, with correlation coefficients above 0.50 (significant at 10%) for three departments (Table IV). As for the NSD site, the remote sensing-based model systematically overestimates yields (RMSE ranging from 237 to 742 kg ha⁻¹).

V. DISCUSSION

A. Aboveground Biomass Estimation Based on NDVI Time Series

The first stage of the remote sensing-based model consisted in developing an empirical relationship between NDVI time series and pearl millet aboveground biomass simulated by the crop model SARRA-H.

The study first highlighted that the ability of the MODIS NDVI time series to estimate aboveground biomass depends on the scale considered. At the village scale (considering the whole dataset: 28 villages, 11 years), the study found out that the MODIS NDVI time series are not able to reveal both the spatial variability and the temporal variability of the simulated aboveground biomass (RRMSE > 40%; Table III and Fig. 6). As previously shown by [46], in the semiarid zone of Niamey, aboveground biomass and final yields are mainly influenced by the spatio-temporal distribution of rainfall, and so a high variability of aboveground biomass can be observed between villages which are only a few kilometers apart. Thus, the low correlation between NDVI and aboveground biomass at the village scale implies that the spatial variability of NDVI is not as strongly associated with the spatial variability of rainfall. Further analyses are required on other potential factors that could influence NDVI at this scale. We could assume for instance that, in semiarid regions where vegetation cover is relatively sparse, soil may cause high variations in the NDVI values at such a small scale, causing NDVI values artifacts [74] and therefore reducing the correlation between NDVI and aboveground biomass. Reference [16], considering a direct relation between NDVI and yield, found that including soil information improved yield prediction in the Peanut Basin in Senegal. On the other hand, at the NSD site scale (temporal analysis), a good correlation was found between simulated aboveground biomass and NDVI_PP ($r = 0.60$). This improvement could be explained by 1) the reduction of the noise in the NDVI time series when aggregating at a coarser level and 2) a better representativeness of the overall crop growth conditions over the NSD site that is mainly driven by rainfall variability.

The capacity of the MODIS NDVI time series to estimate aboveground biomass depends also on the time period used for the integration. On that point our results are different from [11] and [75] who found a good correlation between NDVI integrated over the whole growing season and aboveground

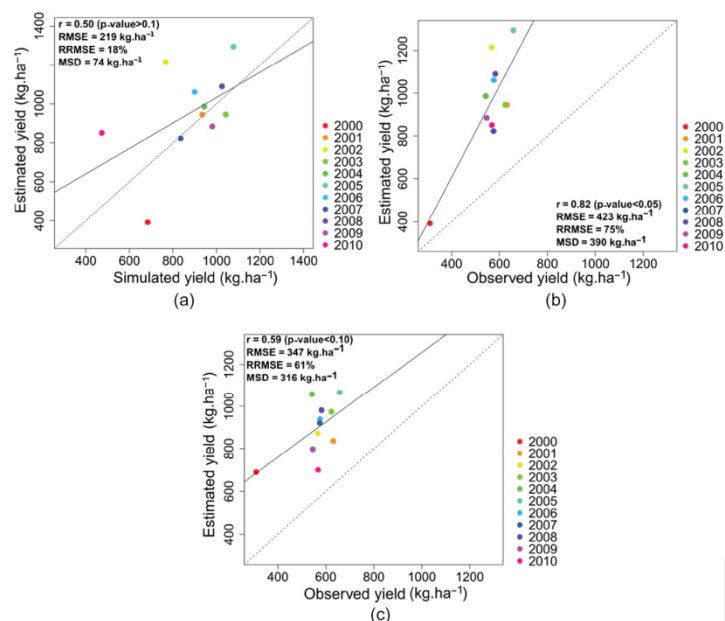


Fig. 10. (a) Simulated yields from SARRA-H versus estimated yields from the combination of NDVI and LST data, and versus estimated yield from remote sensing (b) with or (c) without LST data. The 1:1 line is given in gray dashed line.

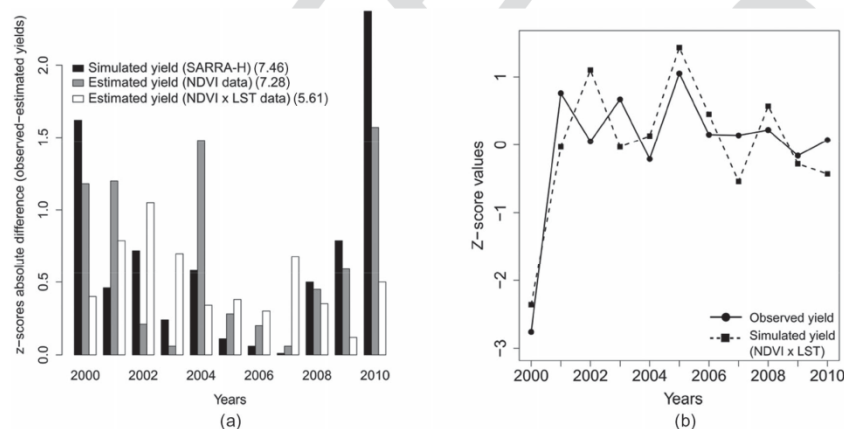


Fig. 11. (a) Year-to-year yield variability (SARRA-H, NDVI data, NDVI \times LST data) comparison with agricultural statistics. The y-axis indicates the absolute difference between yield anomalies (expressed in z-score) estimated and yield anomalies from agricultural statistics. In brackets are specified the sum of absolute differences. (b) Agricultural statistics and simulated yields (NDVI \times LST data) standardized anomalies (in z-score).

biomass in Senegal. In these studies, only natural herba-
ceous vegetation was considered, for which final aboveground
biomass is not much different from vegetative biomass, thus
justifying NDVI integration over the entire length of the grow-
ing season. Our study focuses on a final aboveground biomass
that depends on both vegetative biomass and grains. NDVI values
were integrated over the crop productive period to account

for grains, since it corresponds to the reproductive period and
maturation phases, which include grain filling when plants
reach their maximum development [26]. Our results corrob-
orate other studies that directly relate NDVI to yields such
as [76] who found that the strongest correlation of NDVI
with wheat yields is achieved when taking into considera-
tion NDVI values around their maximum which includes the

T4:1
T4:2
T4:3

TABLE IV
ESTIMATED YIELDS FROM THE REMOTE-SENSED-BASED MODEL
VERSUS THE AGRICULTURAL STATISTICS YIELDS

	r	p-value	RMSE (kg ha ⁻¹)
Fillingue	0.45	0.15	238
Kollo	0.82	0.01	423
Ouallam	0.23	0.48	237
Tera	0.58	0.06	505
Tillabéri	0.64	0.03	742

646 sensitive stages of grain production. Reference [15] then tested
647 the influence of different NDVI integration periods and found
648 a coefficient of determination $R = 0.50$ (i.e., $r = 0.70$) for the
649 productive period. In another analysis, using NOAA AVHRR
650 data between 1982 and 1990 for Niger, [26] concluded that the
651 best time integration period for millet and sorghum yield assess-
652 ment is from August to September. Finally, more recently in
653 a study conducted in China [77], it was also found that the
654 productive and maturing stages including the heading, flow-
655 ering, and filling of the crops are the best suitable periods
656 for yield estimation of paddy rice, corn, and winter wheat
657 due to the stress sensitivity of these periods that would lead
658 to biomass reduction and thus potentially yield losses. In our
659 study, NDVI_RS and NDVI_GP (both determined by the onset
660 of the rainy season) appear to be less correlated to above-
661 ground biomass. A potential explanation for this could be the
662 delay between the NDVI onset of the growing season and the
663 calculated start-of-season, which occurs one month apart, as
664 previously shown by [78]. At the beginning of the growing sea-
665 son in a MODIS pixel, the proportion of the millet cover is
666 probably lower than the proportion of the surrounding natural
667 vegetation. The latter reacts immediately to the first significant
668 rainfall, whereas crops are sown later, when sufficient water
669 (> 10 mm) is available in the soil [1] and have a growth rate
670 lower than natural vegetation.

671 On the year-to-year variability analysis, a decrease in
672 both the simulated aboveground biomass and the NDVI was
673 observed from 2005 to 2010, with an important decline between
674 2005 and 2006 [Fig. 7(d)]. When comparing this result with
675 annual rainfall anomalies [Fig. 2(b)], it can be concluded
676 that both aboveground biomass and NDVI follow the major
677 trends of rainfall anomalies (as seems particularly evident
678 between 2005 and 2006). This comes in support of the previ-
679 ous assumption that rainfall remains the main determinant of
680 NDVI variability at the NSD site scale.

681 B. Harvest Index Estimation Based on an Indicator of Crop 682 Water Stress: The CWSI

683 For most crop models, including SARRA-H, DSSAT, and
684 CROPWAT [43], [79], [80], water stress during the reproduc-
685 tive and maturation phases is considered a crop yield limiting
686 factor. In the remote sensing model, we take into account the
687 crop water stress effect on yield through the use of the CWSI,
688 an indicator based on LST. To our knowledge, it is the first time
689 that a link is sought between an indicator of crop stress and HI.

An overall good correlation ($r = -0.68$) was found between
HI and CWSI_PP at the NSD site scale, meaning that the HI
decreased linearly as the water supply became more limited for
plants. However, as for the use of VIs in semiarid zones, the
main issue with thermal indices based on canopy temperature
is the spatial heterogeneity due to the soil influence when the
canopy does not completely cover the ground. Because bare soil
is often much warmer than the air, the soil background temper-
ature included in the LST can lead to false detections of crop
water stress [81]. To overcome this limitation, a possibility may
be to use the Water Deficit Index developed by [69], which con-
siders both the difference between air and surface temperatures
and the fraction of crop cover derived from VIs, to estimate
the water status. This method was not tested in this study, as
some adaptations are ongoing to test the construction of the
VI—temperature trapezoid from satellite time series.

C. Estimation of Pearl Millet Yields

The two previous approaches for aboveground biomass and
HI estimation were combined into a simple, robust, and timely
satellite-based model of rainfed cereal yield, applicable at the
department level. Although yields in absolute values are overes-
timated compared to official agricultural statistics of the Kollo
department, the analysis of the standardized values has shown
a good agreement in terms of year-to-year variability repro-
duction, which translates into a high correlation with statistics.
In their recent meta-analysis, [8] found that for four studies
conducted in Senegal, Burkina Faso, and Niger using NOAA
AVHRR data, the correlation coefficients between NDVI alone
and millet yield were comprised between 0.75 and 0.94 which
is comparable to the present work ($r = 0.82$). However, cau-
tion in the interpretations has to be taken particularly because
1) although the size of the study area considered in these stud-
ies is similar to that of the present study (i.e., results aggregated
at a department level), the time period considered was much
shorter (2 years in [15]) and 2) when the time period considered
is comparable to ours, results were aggregated at higher admin-
istrative levels than for us (several departments or country level,
e.g., [16] and [28]).

The comparison with a model based only on NDVI has high-
lighted the usefulness of combining vegetation and thermal
indices (NDVI and CWSI) for yield estimation. The ability
to render the year-to-year variability of pearl millet yield was
clearly improved through this combination, with a correla-
tion coefficient increasing from 0.59 to 0.82 and the z-score
absolute difference sum decreasing from 7.28 to 6.21. Indeed,
because of the spatial variability of management practices, soil
water capacity or nitrogen availability, different yields could be
observed for the same amount of biomass. In addition, events
such as droughts during the reproductive stage, with poten-
tially drastic yield reduction but negligible effects on vegetative
biomass, are certainly poorly detected by a model based only
on VIs. Thus, the direct relation NDVI/yield mostly allows
assessing potential harvestable yields when assuming nonlimit-
ing conditions (i.e., when yield is proportional to aboveground
biomass). These potential yields could, however, be reduced by
crop water stress during the reproductive stages as shown in this

study. Consequently, the direct relation NDVI/yield should be considered valid only for specific areas or years without major limiting factors affecting yield.

D. Limitations of the Method

The remote sensing-based model was applied directly to four surrounding departments and the correlation coefficients were globally good despite an overall tendency to yield overestimation by the model. The four departments are situated at the North of Kollo. They are mainly dominated by agropastoral activities, with a mixture of livestock and crop cultivation [82]. Therefore, the probability to have a mixture of crop vegetation and grasslands within a MODIS cropped pixel is high, which may explain a lower performance of the model. Moreover, in these mixed zones of pasture, the seeding rates are also very low leading to a sparse vegetation cover that causes high NDVI variations due to soil effects. This highlights the main limitation of such models, based on empirical relationships between remote sensing indices and yields: they depend on the environmental characteristics of the study area, which restricts their application elsewhere without recalibration. In addition, such models also depend on the farming system considered. For this reason, the model we developed in this study is only valid for a system based on a single crop and should be tested or adapted for other farming systems such as in the cereal-root crop mixed system where a wide range of different cereals is grown (maize, millet, sorghum, or cassava among other) including cases of intercropping.

Another consideration to take into account concerning our methodology is the need of a crop mask to isolate cropped pixels. Since a pearl millet crop-type map is not available for the NSD site, a crop mask from the MODIS LCP was used here. The same approach was also applied to NDVI and CWSI values extracted from the Landsat Crop mask. A coefficient of correlation of 0.80 is obtained when the resulting estimated yields are compared to official statistics (not shown) which is close to the one obtained with the MODIS LCP product. This confirms the relevance of the approach for the NSD site. However, while the MODIS LCP has been validated for our study area, [83] recently spatialized the uncertainties in the localization of cropland in the MODIS LCP over West Africa and showed a high spatial variability with user accuracy varying between 17% and 70% according to farming systems. Thus, to extrapolate our methods in other locations, further efforts are needed to develop at least a map locating cultivated zones and if possible the main crop type at a regional scale.

The use of a crop model instead of ground measurements to calibrate the remotesensing model can also be questioned. SARRA-H as most crop models tends to overestimate yields (Fig. 5) since it simulates attainable yields according to agrometeorological constraints but does not integrate all biotic (e.g., birds, pests, and diseases due to excess moisture) or other nonenvironmental factors that influence crop management which can lead to yield variations [14], [46], [84]. Remote sensing indices do integrate biotic and nonenvironmental factors, and because they are calibrated using crop model outputs, an overestimation of yields by the remote sensing-based model

could be expected. In addition, since the simulated yields from SARRA-H are overestimated, does that mean that the above-ground biomass and the harvest index are also overestimated? For the latter, the simulated HI, as well as the estimated HI, is within the range of those measured by [73] over 168 pearl millet plots in the Niamey area. Authors found a mean HI of 0.22; we found a mean simulated and estimated HI of 0.29. For aboveground biomass, reliable measurements in on-farm situations are not available. However, under controlled conditions, it has been shown in [46] in Senegal for pearl millet and in [62] for Sorghum in Mali that the aboveground biomass (both yields and growth dynamics) were well simulated by SARRA-H. The same conclusion can be drawn from the study of [4] based on on-farms survey near Niamey (Niger) for pearl millet. Nonetheless, beyond the yields overestimation, our study show that the year-to-year variability is quiet well simulated by the remote sensing-based model.

Remote sensing indices also present intrinsic limitations. Despite the fact that a filter was applied to reduce noise in the NDVI and LST time series, the presence of clouds, aerosols, or dust residues may lead to noise and the downgrading of data quality [85]. Thus, the poor performance of the NDVI/aboveground biomass relation at local scale may also be explained by the 250 m \times 250 m pixel size of MODIS images that integrates a mixture of elements (crops, natural vegetation, bare soils) particularly in the semiarid region with low and sparse vegetation and where crop fields are often smaller than the pixel size.

Finally, our study is limited to a period of 11 years and to 28 sites due to the unavailability of more climatic data from ground observations to run the crop model. Agro-meteorological variables derived from satellite could also be considered as an alternative. However, the correct estimation of these variables from satellite, especially rainfall, remains an open issue. For instance, [86] found in the same area that the TRMM 3B42 product, which delivers rainfall estimates at a daily time step, was not able to accurately detect rainfall temporal pattern at the station level, and particularly the intraseasonal rainfall distribution. We hope that in a few years, the statistical relationships between aboveground biomass and NDVI, and between HI and CWSI, can be updated and made more robust when more climatic data are available.

VI. CONCLUSION AND PERSPECTIVES

The difficulty to access ground measurements in West Africa and to estimate yields over large areas using other monitoring methods such as agrometeorological modeling makes remote sensing observation a good alternative or addition to consider for early warning systems. In this study, we investigated a new approach based on the combination of vegetation and thermal indices for rainfed cereal yield assessment in the Sahelian region. Empirical statistical models were developed between remote sensing indices (MODIS NDVI and LST), and SARRA-H simulated aboveground biomass and harvest index, respectively, and combined for the assessment of crop yield. We demonstrated that the combined model performed better than the one using VI alone. The inclusion of LST improves yield

estimations by accounting for the harvest index which is an indicator of the proportion of total aboveground biomass really transformed into grains. In addition, it allows using NDVI as an estimator of aboveground biomass, which is its primary function, rather than an indirect estimator of yield. Furthermore, by using a crop model validated over the study area, this study showed that the combination of satellite data with crop modeling is a good option for yield estimation and its year-to-year variability based on remote sensing, especially for areas where ground measurements, required for the calibration of the remote sensing-based model, are not available.

Our study confirms that even in small-holder agriculture such as those of the Sahelian region, the use of coarse resolution satellite information for yield monitoring is possible. As the model proposed is simple, robust, and based on empirical relations with vegetation and thermal MODIS indices, there is scope for operational implementation of yield estimation at regional scale in a food security early warning system, in particular for the assessment of the year-to-year yield variability in regions with agronomic and climatologic characteristics close to those of the NSD site. In addition, such a system could provide an early estimation of yield shortly after harvest for an area equivalent to an administrative unit unlike agricultural statistics that are currently available from 3 to 6 months after harvest. But that would require addressing the issue of multicrop type systems on which, to the best of our knowledge, no studies have been conducted in the context of the West African farming systems. That would also require the use of a different model for each broad climatic region and each crop type, and their necessary calibration with appropriate ground measurements or crop model simulations. These in turn point out to the need for a better identification of the crop domain and crop types. For instance, upcoming new sensors such as Sentinel-2 (planned launch in June 2015) are expected to significantly improve yield monitoring by providing high spectral, spatial, and temporal data, which will allow more regular information on agricultural land use practices. Consequently, a high-quality crop-type map as well as a stratification map of West Africa according to crop types will become possible and thus the derivation of a remote sensing model calibrated for each crop type. New optical sensors like Sentinel-2 will probably not resolve the problem of data quality loss due to atmospheric effects. Future research must develop improved methods based on the combination of optical and radar data (e.g., Sentinel 2 and 1) to allow vegetation monitoring under all atmospheric conditions.

ACKNOWLEDGMENT

The authors would like to thank the MODIS team for sharing the MODIS Vegetation Indices, Land Surface Temperature and Land Cover products. They would also like to thank B. Belón for a helpful review of this paper, and anonymous reviewers for their valuable comments. Rainfall data were available thanks to the AMMA program and especially Guillaume Quantin and Théo Vischel (Laboratoire d'Etude de Transferts en Hydrologie et Environnement, Grenoble, France). Agricultural statistics data were kindly provided by the Niger Agricultural Services.

REFERENCES

- [1] R. Marteau, B. Sultan, V. Moron, A. Alhassane, C. Baron, and S. B. Traoré, "The onset of the rainy season and farmers' sowing strategy for pearl millet cultivation in Southwest Niger," *Agric. For. Meteorol.*, vol. 151, no. 10, pp. 1356–1369, Oct. 2011.
- [2] Food and Agricultural Organization (FAO), "2014–2016 strategic response plan: Sahel region," Rome, Italy, 2014.
- [3] P. B. I. Akponikpè, J. Minet, B. Gérard, P. Defourny, and C. L. Biélders, "Spatial fields' dispersion as a farmer strategy to reduce agro-climatic risk at the household level in pearl millet-based systems in the Sahel: A modeling perspective," *Agric. For. Meteorol.*, vol. 151, pp. 215–227, 2011.
- [4] S. B. Traoré *et al.*, "Characterizing and modeling the diversity of cropping situations under climatic constraints in West Africa," *Atmos. Sci. Lett.*, vol. 12, no. 1, pp. 89–95, Jan. 2011.
- [5] C. Justice and I. Becker-Reshef, "Developing a strategy for global agricultural monitoring in the framework of Group on Earth Observations (GEO) Workshop Report," Rome, Italy, 2007.
- [6] M. Meroni *et al.*, "Early detection of biomass production deficit hot-spots in semi-arid environment using FAPAR time series and a probabilistic approach," *Remote Sens. Environ.*, vol. 142, pp. 57–68, Feb. 2014.
- [7] M. A. White, P. E. Thornton, and S. W. Running, "A continental responses phenology model climatic for monitoring variability vegetation to inter-annual," vol. 11, no. 2, pp. 217–234, 1997.
- [8] J. Huang and D. Han, "Meta-analysis of influential factors on crop yield estimation by remote sensing," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 35, no. 6, pp. 2267–2295, 2014.
- [9] N. T. Son, C. F. Chen, C. R. Chen, L. Y. Chang, H. N. Duc, and L. D. Nguyen, "Prediction of rice crop yield using MODIS EVI-LAI data in the Mekong Delta, Vietnam," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 34, no. 20, pp. 7275–7292, Oct. 2013.
- [10] C. J. Tucker, C. Vanpraet, E. Boerwinkel, and A. Gaston, "Satellite remote-sensing of total dry-matter production in the Senegalese Sahel," *Remote Sens. Environ.*, vol. 13, no. 6, pp. 461–474, 1983.
- [11] C. J. Tucker, "Satellite remote sensing of total herbaceous biomass production in the Senegalese Sahel: 1980–1984," *Remote Sens. Environ.*, vol. 17, pp. 233–249, 1985.
- [12] S. D. Prince, M. J. Eden, and J. T. Parry, "Monitoring the vegetation of semi-arid tropical rangelands with the NOAA-7 advanced very high resolution radiometer," in *Remote Sensing and Tropical Land Management*. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 1986, pp. 307–334.
- [13] I. Becker-Reshef, E. F. Vermote, M. Lindeman, and C. Justice, "A generalized regression-based model for forecasting winter wheat yields in Kansas and Ukraine using MODIS data," *Remote Sens. Environ.*, vol. 114, no. 6, pp. 1312–1323, Jun. 2010.
- [14] A. K. Prasad, L. Chai, R. P. Singh, and M. Kafatos, "Crop yield estimation model for Iowa using remote sensing and surface parameters," *Int. J. Appl. Earth Observ. Geoinf.*, vol. 8, pp. 26–33, 2006.
- [15] M. S. Rasmussen, "Assessment of millet yields and production in northern Burkina Faso using integrated NDVI from the AVHRR," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 13, no. 18, pp. 3431–3442, 1992.
- [16] M. S. Rasmussen, "Operational yield forecast using AVHRR NDVI data: Reduction of environmental and inter-annual variability," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 18, no. 5, pp. 1059–1077, 1997.
- [17] A. M. Sibley, P. Grassini, N. E. Thomas, K. G. Cassman, and D. B. Lobell, "Testing remote sensing approaches for assessing yield variability among maize fields," *Agron. J.*, vol. 106, no. 1, p. 24, 2014.
- [18] C. Yang, J. H. Everitt, and J. M. Bradford, "Evaluating high resolution SPOT 5 satellite imagery to estimate crop yield," *Precis. Agric.*, vol. 10, no. 4, pp. 292–303, Apr. 2009.
- [19] F. Rembold, C. Atzberger, I. Savin, and O. Rojas, "Using low resolution satellite imagery for yield prediction and yield anomaly detection," *Remote Sens.*, vol. 5, no. 4, pp. 1704–1733, Apr. 2013.
- [20] D. B. Lobell, "The use of satellite data for crop yield gap analysis," *F. Crop. Res.*, vol. 143, pp. 56–64, Mar. 2013.
- [21] M. S. Moran, Y. Inoue, and E. M. Barnes, "Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management," *Remote Sens. Environ.*, vol. 61, pp. 319–346, 1997.
- [22] L. Wall, D. Larocque, and P. Léger, "The early explanatory power of NDVI in crop yield modelling," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 29, no. 8, pp. 2211–2225, 2008.
- [23] C. J. Tucker, "Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation," *Remote Sens. Environ.*, vol. 8, pp. 127–150, 1979.
- [24] B. N. Holben, C. J. Tucker, and C. J. Fan, "Spectral assessment of soybean leaf area and leaf biomass," *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 46, pp. 651–656, 1980.

- [75] A. Diouf and E. F. Lambin, "Monitoring land-cover changes in semi-arid regions: Remote sensing data and field observations in the Ferlo, Senegal," *J. Arid Environ.*, vol. 48, no. 2, pp. 129–148, Jun. 2001.
- [76] C. J. Tucker, B. Holben, J. Elgin, and J. McMurtrey, "Relationship of spectral data to grain yield variation," *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, vol. 46, no. 5, pp. 657–666, 1980.
- [77] J. Huang, H. Wang, Q. Dai, and D. Han, "Analysis of NDVI data for crop identification and yield estimation," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Observ. Remote Sens.*, vol. 7, no. 11, pp. 4374–4384, Nov. 2014.
- [78] E. Vintrou, A. Bégué, C. Baron, S. Alexandre, D. Lo Seen, and S. B. Traoré, "A comparative study on satellite and model-based crop phenology in West Africa," *Remote Sens.*, vol. 6, pp. 1367–1389, 2014.
- [79] J. Jones *et al.*, "The DSSAT cropping system model," *Eur. J. Agron.*, vol. 18, nos. 3–4, pp. 235–265, Jan. 2003.
- [80] FAO, "A computer program for irrigation planning and management," in *FAO Irrigation and Drainage Paper*. Rome, Italy, 1992, vol. 46.
- [81] J. L. Hatfield and M. S. Moran, "Agriculture and remote sensing," in *Encyclopedia of Remote Sensing*, E. G. Njoku, Ed. New York, NY, USA: Springer, 2014, pp. 22–32.
- [82] FEWS NET. (2011). *Livelihoods zoning 'plus' activity in Niger* [Online]. Available: <http://www.fews.net/west-africa/niger/livelihood-description/august-2011>
- [83] L. Leroux, A. Jolivot, A. Bégué, D. Lo Seen, and B. Zoungrana, "How reliable is the MODIS land cover product for crop mapping Sub-Saharan agricultural landscapes?" *Remote Sens.*, vol. 6, pp. 8541–8564, 2014.
- [84] D. Lobell and C. Field, "Global scale climate–Crop yield relationships and the impacts of recent warming," *Environ. Res. Lett.*, vol. 2, p. 7, 2007.
- [85] J. N. Hird and G. J. McDermid, "Noise reduction of NDVI time series: An empirical comparison of selected techniques," *Remote Sens. Environ.*, vol. 113, pp. 248–258, 2009.
- [86] L. Leroux, C. Baron, S. B. Traoré, D. Lo Seen, and A. Bégué, "Testing satellite rainfall estimates time series for crop yield simulation of a rainfed cereal in West Africa," in *Proc. 8th Int. Workshop Anal. Multitemporal Remote Sens. Images*, 2015, pp. 1–4.



Louise Leroux received the Master's degree in geography from Agronomy School of Rennes (AgroCampus Ouest), Rennes, France, in 2012. She is currently pursuing the Ph.D. degree in remote sensing at AgroParis Tech, Montpellier, France.

By the end of 2015, she will integrate the CIRAD, a French scientific organization working for the sustainable development of tropical and Mediterranean regions, from which she just obtained a permanent position. Her research interests include the development of Earth Observation-based methods for agricultural monitoring, with a focus on rainfed crops in West Africa, time series analysis, land use and land cover changes and more broadly, environmental changes.

Christian Baron is a Full Researcher with the Centre de coopération International de Recherche Agronomique pour le Développement (CIRAD), Beijing, China. He is a Crop Modeling and Software Development Researcher (e.g., SARRA-H). His research interests include in close collaboration with other national and international research institutes concern: 1) conception and development of an object-based, modular environment for dynamics crop models comprising tools as easy parameterization by optimization tool and 2) the regional climate change and variability versus agricultural processes for drought diagnostics, zoning and yield forecasting (in conjunction with empirical climate models or ground network), from plot and plant community level with possibility of up/down-scaling to larger pixels.



Bernardin Zoungrana was born in Ouagadougou, Burkina Faso, in 1956. He received the M.S. degree in Statistic from "Ecole Nationale Supérieure de Statistique et d'Economie Appliquée (ENSEA)," Abidjan Cote d'Ivoire, in 1993.

From 2000 to 2006, he was the Director of Agricultural statistics of Burkina Faso. Since 2006, he has been a Food Security Analyst with AGRHYMET Regional Centre, Niamey, Niger.



Seydou B. Traoré received the Master's degree 1213 from Odessa Institute of Hydrometeorology, Odessa, 1214 Ukraine, in 1984, and the Ph.D. degree from Iowa 1215 State University, Ames, IA, USA, in 1999, both in 1216 agricultural meteorology. 1217

From 1986 to 2000, he worked as an 1218 Agroclimatologist with the Soil Water Plant 1219 Laboratory, Institut d'Economie Rurale (IER), 1220 Bamako, Mali. In July 2000, he joined the 1221 AGRHYMET Regional Center, a specialized 1222 Institute of the Permanent Interstate Committee for 1223 Drought Control in the Sahel (CILSS), Bamako, Mali, where he is in charge of 1224 crop monitoring and yield forecasting for food security early warning. Since 1225 2007, he is the Head of the Scientific Coordination Unit of the AGRHYMET 1226 Regional Center. 1227



Danny Lo Seen received the degree in engineer- 1228 ing from ENSEIHT, Toulouse, France, and the 1229 Ph.D. degree in remote sensing from Paul Sabatier 1230 University, Toulouse, France, in 1987 and 1994, 1231 respectively. 1232

He worked with Jet propulsion Laboratory, 1233 Pasadena, CA, USA, for 2 years before joining 1234 CIRAD, Montpellier, France, in 1995. From 2000 to 1235 2005, he was the Head of the Geomatics Laboratory, 1236 French Institute of Pondicherry, Pondicherry, India. 1237

His research interests include remote sensing, geo- 1238 graphic information and computer modeling applications for studying forest, 1239 agricultural and rural environments and their changes in tropical countries. 1240 development and application of an interaction graph-based spatial dynamics 1241 modeling approach that can use time series of satellite images as input data. 1242



Agnès Bégué was born in France, in 1962. She 1243 received the degree in agriculture engineering from 1244 the Ecole Supérieure d'Agriculture de Purpan, 1245 Toulouse, France, in 1986, and the M.Sc. and Ph.D. 1246 degrees in physics from the University Paris VII, 1247 Paris, France, in 1987 and 1991, respectively. 1248

After a 2-year Postdoctoral Research position with 1249 the University of Maryland, College Park, MD, USA, 1250 for the HAPEX-Sahel research program, and another 1251 2-year position with CNES, Paris, France, she got a 1252 permanent position in 1995 in CIRAD, Montpellier. 1253

France, a French scientific organization specializing in development-oriented 1254 agricultural research for the tropics and subtropics. She has more than 25 years 1255 of experience in remote sensing applications to tropical agriculture, with a par- 1256 ticular focus on rainfed crops monitoring in West Africa and on sugarcane 1257 production in the Caribbean and Indian Ocean regions. Her research interests 1258 include the development of models and methods for the estimation of surface 1259 biophysical parameters using light airborne and satellite data time series, and 1260 the construction of agronomic indicators derived from remotely sensed data 1261 for cropland area mapping, crop production monitoring, and cropping systems 1262 mapping. 1263

**Annexe VI : Estimation des rendements à partir des données TRMM3B42 et
du modèle SARRA-H (Article 3)**

Article 3

Testing satellite rainfall estimates time series
for crop yield simulation of a rainfed cereal in
West Africa

*8th International Workshop on the Analysis of
Multitemporal Remote Sensing Images, 2015.*

Testing Satellite Rainfall Estimates For Yield Simulation of a Rainfed Cereal in West Africa

Leroux Louise, Baron Christian, Lo Seen Danny,
Bégué Agnès
CIRAD, UMR TETIS
Montpellier, France
louise.leroux@cirad.fr

Traoré Seydou B
AGRHYMET
Niamey, Niger

Abstract—In West Africa, the spatiotemporal variability of rainfall is often considered as one of the most important causes of food insecurity. Satellite Rainfall Estimates products provide synoptic, objective and timely information on the rainfall distribution and thus are particularly relevant tools for crop monitoring over large areas. This study assesses the accuracy of the TRMM3B2 daily product for characterizing seasonal rainfall distribution and its effects when modelling crop cereals in a South West Niger site. We found that the TRMM3B42 product was not able to accurately detect rainfall temporal distribution at station level, leading to a high dispersion of yield (RMSE = 231 kg ha⁻¹) at station level when compared to the yield simulated with measured rainfall. However the bias is low (ME = 32 kg ha⁻¹), resulting to a very good yield estimation when aggregated at the site level.

Keywords—Niger, Rainfall, Satellite, Crop yield, Crop model

I. INTRODUCTION

In the semi-arid Sahelian region where rainfed agriculture is a major component of food production, spatial and temporal climate variability is one of the most important causes of food insecurity. Regional scale rainfall monitoring is thus essential for a timely and accurate yield forecast that it is capable of detecting food insecurity prone areas and assisting in decision making.

In this context, remote sensing observations are highly relevant since they provide synoptic, repetitive, timely, objective and cost-effective information on the distribution of rainfall. In addition remote sensing allows coping with the scarcity of reliable rain gauge data in the West Africa region. That is why Early Warning Systems (EWS) such as at AGRHYMET uses also Satellite RainFall Estimates (SRFE) products for drought monitoring.

Previous studies have shown that crop yield estimates could be obtained with crop models using SRFE as input (e.g.[1]). Thus SRFE can be considered as a good trade-off to rain gauge data for crop modelling and monitoring over large areas in the framework of EWS. However, since rainfall is considered the main driver of yield variability in the Sahelian region, the accuracy of yield estimates mainly depends on the reliability of rainfall data.

That is why this study proposes to evaluate the accuracy of a SRFE product for yield modelling of a rainfed cereal. The specific objectives are: (i) to estimate the ability of the

SRFE product to detect seasonal (S) and intraseasonal (IS) rainfall patterns, and (ii) to analyze its performances for crop yield estimation when used as input in the crop model SARRA-H.

II. STUDY AREA AND USED DATA

A. Study area

The study area (12.9° – 13.9°N; 1.6° – 3.1°E, hereafter referred to as the NSD site; 18,000 km²) is localized in the South-West of Niger in the Kollo department, and is one of the meso-sites of the AMMA-CATCH hydro-meteorological observing system. The climate is typically Sahelian, with one rainy season (from June to September) characterized by a high spatiotemporal variability of rainfall ranging from 480 mm/year (north of the study site) to 630 mm/year (south). The production system is dominated by pearl millet cultivation, which is drought-resistant and well adapted to sandy soils that are predominant in the study area. This cropping system is characterized by low input and low yield.

B. Data

The study focus on the TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) 3B42v7 dataset, which delivers rainfall estimates at a daily time step and at a spatial resolution of 0.25° (~25 km). It combines infrared and microwave information from multiple satellites, and is calibrated with monthly rain gauge data to adjust bias [2]. Daily rainfall data recorded throughout the period 2000-2010 at 28 rain-gauge stations are used as reference for the evaluation of the TRMM3B42 product. This dataset is provided by the AMMA-CATCH observing system. Complementary daily weather data provided by AGRHYMET are used to run the crop model. Finally, agricultural statistics data on pearl millet yield provided by the Niger Agricultural Statistics service are employed as *in situ* data.

III. METHODOLOGY

For each of the 28 stations, the corresponding TRMM3B42 time series are extracted (~2 stations per TRMM pixel). Crop yield is affected by rainfall amount as well as the distribution of rainfall events during the cropping

season. Thus, a set of 4 S metrics describing the rainy season (Onset, Offset, Length, Total Rainfall; Table 1) and 3 IS metrics (Number of rainy days, Frequency of rainy days, Mean Daily Intensity; Table 1) are computed yearly for both the TRMM3B42 product and the rain gauges measurements. For each metric, pairwise comparison statistics using rain gauges data as reference are used to evaluate the TRMM3B42 product: the Root Mean Square Error (RMSE), the Mean Error (ME), and the Percentage Mean Bias Error (%MBE). The spatiotemporal coefficient of variation (CV) for each dataset is also provided.

The crop model SARRA-H simulates attainable yields under climatic constraint and is particularly suited for the analysis of climate impacts on cereal growth in dry environment [3]. Attainable pearl millet yields are simulated for each of the 28 stations between 2000 and 2010 according to soil type (sandy and sandy clay loam), rainfall and agricultural practices (two local photoperiodic cultivars, *Hainy Kire* and *Somno*, and sowing dates). Yields are simulated with TRMM3B42 (Yield-TRMM) and rain gauges (Yield-RG) datasets, and are statistically compared.

Table 1: Definition of the metrics used to describe the rainy season characteristics. The double line separates seasonal (S) from intraseasonal (IS) metrics.

Metric	Definition
Onset	Onset of the rainy season, as defined by [4] (date)
Offset	Offset of the rainy season, defined as the last day of a 20 days dry period after the 1 st September [4] (date)
Length	Number of days between the Onset and the Offset (days)
RA	Rainfall amount during the rainy season (mm)
NRD	Number of rainy days (with at least 1 mm) between the Onset and the Offset (days)
FRQ	The frequency of rainy days: NRD/Length (mm/day)
MDI	The mean daily intensity: RA/NRD (mm/day)

IV. RESULTS AND DISCUSSION

A. Seasonal and intraseasonal characteristics

Table 2 reveals an overall good agreement between TRMM and rain gauges data for the seasonal characterization of the rainy season, particularly for the offset of the rainy season (ME=4.5 days; %MBE=-0.6%). TRMM data tends to detect the rainy season onset later than the observed ones (RMSE=29 days; ME=-2 days; %MBE=4%). This results in an overall underestimation of the length of the rainy season (%MBE=-3.4%) by TRMM. The seasonal RA is overall in good agreement between the two datasets, with a slight overestimation of 2.4% for TRMM. Our findings are in agreement with [5] who also found an overestimation of 4% for the RA when using the former version of the TRMM3B42 data over the period 2003-2009, aggregated at the NSD site scale.

Concerning IS characteristics, the TRMM product clearly underestimates the NRD (%MBE=-26%) as well as the FRQ (%MBE=-18.6%), and overestimates the daily rainfall intensity by 43% (~5 mm/days) which indicate the poor performances of TRMM for these 3 IS metrics. This is

in agreement with other studies (e.g. [6], [7]) concluding that the TRMM3B42 product is overall capable of describing the rainfall season, but not its intraseasonal characteristics. This could be explained by the post-adjustment of the TRMM3B42 product based on monthly rain gauges measurements, where daily rainfall amounts are modified but not the occurrence of rains [8].

Finally, for all the metrics studied, TRMM observations tend to have a higher spatio-temporal variability than the RG observations.

Table 2: Pairwise comparison statistics for the rainy season metrics (Table 1) computed from TRMM3B42 data and compared with rain gauge (RG) data (2000-2010). Spatiotemporal coefficients of variation are provided.

Metric	RMSE	ME	%MBE	CV TRMM	CV RG
Onset	29 days	4.5 days	+4	14%	11%
Offset	11 days	-2 days	-0.6	0.04%	0.03%
Length	31 days	-6.6 days	-3.4	23%	15%
RA	121 mm/y	1.22 mm/y	+2.4	20%	18%
NRD	18 days	-14.6 days	-26	26%	11%
FRQ	0.14	-0.08	-18.6	32%	17%
MDI	5 mm/d	3.74 mm/d	+43	20%	17%

B. What effects on yield estimations?

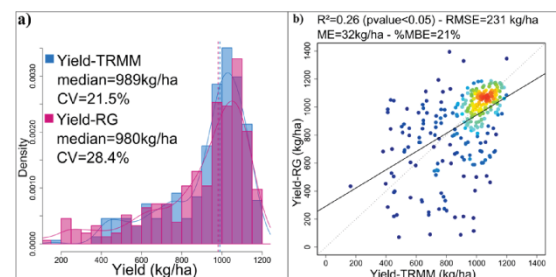


Figure 1: Comparison between the yields simulated with TRMM3B42 data and the yields simulated with rain gauge data, for all the stations and all the years: a) histogram of the yields distribution, and b) scatterplot of the yield-TRMM vs yield-RG.

Fig.1 presents the comparison of the yields simulated with TRMM data (yield-TRMM) and rain gauges data (yield-RG). The distribution of Yield-TRMM agreed very well with the yield-RG distribution (Fig.1a), with similar median yields (989 kg/ha for Yield-TRMM vs 980 kg/ha for Yield-RG), but with a dispersion around the mean smaller than for the Yield-RG (21.5% vs 28.4%). Thus the estimation of yields using TRMM observations result in a moderate correlation with Yield-RG ($R^2=0.26$ significant at 5% level), and a RMSE of 231 kg/ha; corresponding to yield overestimation of 21% and a ME of 32 kg/ha (Fig.1b). The errors are higher than those previously obtained by [5] who found a %MBE between $\pm 10\%$ when simulating pearl millet over the NSD site using the TRMM3B42 v6 product. However the authors

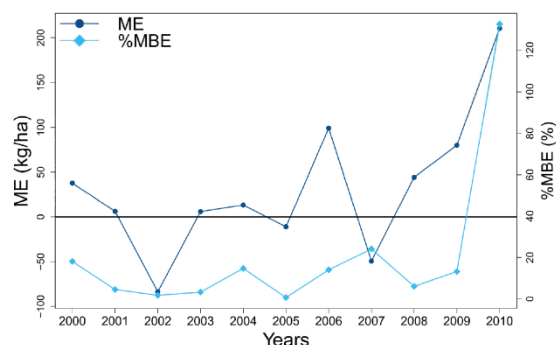


Figure 2: Annual evolution of ME and %MBE computed over the 28 stations.

averaged both SRFE and rain gauge observations at a regional scale in their study. Discrepancies observed at fine spatial scales (i.e. at the station level) could thus be masked when aggregating to coarser scales (i.e. at the NSD site level). As expected, when we also average at the NSD site scales, the relationships Yield-TRMM / Yield-RG is significantly improved ($R^2=0.78$; $RMSE=79\text{kg/ha}$; $\%MBE=3.17$; not shown). The spatial (Fig.2) and temporal (Fig.3) analyses reveal that the performance of the TRMM3B42 products to simulate yields, compared to the rain gauge data, (1) is constant and fairly good over time with %MBE below 20% ($ME=\pm 50\text{ kg/ha}$) excepted for 2010 (Fig.2), and (2) is more variable between stations with only 12 out 28 stations showing %MBE below $\pm 10\%$ (Fig.3).

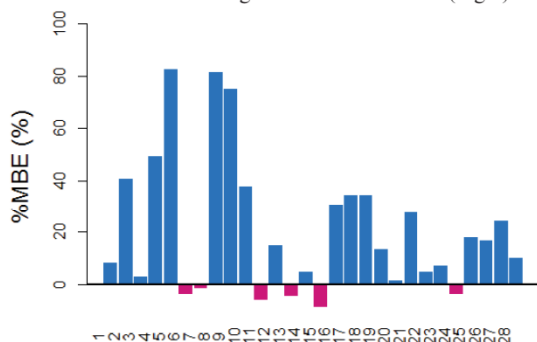


Figure 3: %MBE computed for each of the 28 stations between 2000 and 2010. Positive %MBE values are indicated in blue and negative %MBE in magenta.

We can assume that the discrepancies observed between Yield-TRMM and Yield-RG are due to the weak detection of rainfall patterns in the SRFE product. Indeed, for a rainfed cereal such as the pearl millet, the date of the onset of the rainy season as well as the temporal and spatial rainfall patterns largely determine the final crop yield and its spatiotemporal variability [9]. For instance, [10] investigated the relationships between rainfall characteristics and maize yields in central Africa and demonstrated that taking into account rainfall amount during

the rainy season as a sole indicator for good yield was not sufficient. They concluded that it is the interplay of different rainy season characteristics that determines agricultural success. In this study, despite a slight tendency of late detection of the onset, and thus a reduced length of the rainy season, simulated yields are overestimated with TRMM. This is not in agreement with [11], [12] who found a tendency for weaker yields for late sowing dates due to millet water stress at the end of the cropping cycle. Our results could be explained by a combination of the tendency of the SRFE product to produce too much rain before the peak of the season in July-August [8], and an overestimation of the mean daily intensity and rainfall amount. This could reduce the probability of simulating a failed sowing and trigger re-sowing by the crop model which could decrease simulated yields. In addition, the overestimation of the daily intensity certainly leads to a higher water stock in the soil and thus to a higher amount of water available for the plant. Other elements that could be considered but not analyzed here is the capacity of the SRFE product to accurately catch the occurrence of dry spells. Since the TRMM product underestimates the number of rainy days, we can assume a higher probability of observing dry-spells. These could have a strong impact on final crop yield especially when they occur at water-sensitive phenological stages like emergence, flowering or grain filling [9].

C. Comparison of simulated yields with observed yields

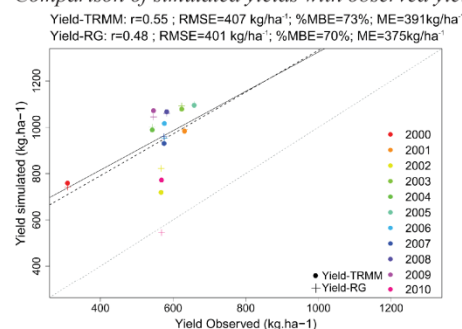


Figure 4: Observed pearl millet yields from agricultural statistics data for the department of Kollo vs estimated yields obtained with TRMM3B42 and rain gauges data as input to the crop model SARRA-H.

Fig.4 presents the comparison between yields simulated with TRMM3B42/rain gauges data and yields from the agricultural statistics of the Kollo department. In both cases simulated yields are found to overestimate observed yields by $\sim 73\%$ for TRMM (corresponding to a RMSE of 406 kg/ha; Fig.4) but both are able to reproduce the yield year-to-year variability. In addition to the above-mentioned limitations concerning the TRMM product, this can be expected from crop models such as SARRAH simulating attainable yield and calibrated under controlled conditions. Here, SARRA-H simulates potential yield by considering only water as limiting factor of crop growth, but not other biological (e.g. weeds, soil fertility or insects and diseases)

or socio-economic (e.g. loans or inputs availability) constraints.

V. CONCLUSION

In a context of food insecurity, timely and accurate yield estimates are needed for decision-making. In regions characterized by a sparse rainfall network as in West Africa, SRFE may be regarded as a necessary complement to the existing rain gauge network.

In this study, the accuracy of the TRMM3B42 product for yield modelling is tested. Our study shows the overall capability of the TRMM3B42 product to correctly describe rainfall seasonal characteristics, but not the intraseasonal characteristics. However, TRMM3B42 product input to a crop model result in a fairly slight overestimation of crop yield at station level (ME=32kg/ha), mainly because water stress periods may be overlooked. The results are considerably improved when aggregated at the NSD level demonstrating the relevance of using SRFE product as input to a crop model for yield estimation at a scale of an administrative unit.

Finally our main conclusions are: (i) the simulation errors with SRFE product are to be put in the balance with the intrinsic errors of using a point measurement (rain gauges) to represent areas typically of a few hundred square kilometres, (ii) caution is needed when using a crop model (either with SRFE product or rain gauge measurements) at a fine spatial scale (i.e. station level) and (iii) further works are needed to better take advantage of the spatial/temporal aggregation/disaggregation characteristics of SRFE compared to rain gauge data and their compensation effects when used as inputs to a crop model.

ACKNOWLEDGMENTS

This work was supported by CIRAD (L.Leroux fellowships) and by the Project CNES-TOSCA "Dynafrrique". Thanks to the Niger agricultural services, AGRHYMET and the AMMA-program for providing their data.

REFERENCES

- [1] P. K. Thornton, W. T. Bowen, A. C. Ravelo, P. W. Wilkens, G. Farmer, J. Brock, and J. E. Brink, "Estimating millet production for famine early warning: an application of crop simulation modelling using satellite and ground-based data in Burkina Faso," *Agric. For. Meteorol.*, vol. 83, no. 1–2, pp. 95–112, Jan. 1997.
- [2] G. J. Huffman, D. T. Bolvin, E. J. Nelkin, D. B. Wolff, R. F. Adler, G. Gu, Y. Hong, K. P. Bowman, and E. F. Stocker, "The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA): Quasi-Global, Multiyear, Combined-Sensor Precipitation Estimates at Fine Scales," *J. Hydrometeorol.*, vol. 8, no. 1, pp. 38–55, Feb. 2007.
- [3] M. Dingkuhn, C. Baron, V. Bonnal, F. Maraux, B. Sarr, A. Clopes, and F. Forest, "Decision support tools for rainfed crops in the Sahel at the plot and regional scales," in *Decision support tools for smallholder agriculture in Sub-Saharan Africa*: A practical guide, Muscle Sho., B. T. Struif and M. Wopereis, Eds. 2003, pp. 127–139.
- [4] M. V. . Sivakumar, "Predicting rainy season potential from the onset of rains in Southern Sahelian and Sudanian climatic zones of West Africa," *Agric. For. Meteorol.*, vol. 42, pp. 295–305, 1988.
- [5] J. Ramarohetra, B. Sultan, C. Baron, T. Gaiser, and M. Gosset, "How satellite rainfall estimate errors may impact rainfed cereal yield simulation in West Africa," *Agric. For. Meteorol.*, vol. 180, pp. 118–131, Oct. 2013.
- [6] S. Stisen and I. Sandholt, "Evaluation of remote-sensing-based rainfall products through predictive capability in hydrological runoff modelling," *Hydrol. Process.*, vol. 24, no. 7, pp. 879–891, Mar. 2010.
- [7] T. Dinku, S. J. Connor, and P. Ceccato, "Satellite Rainfall Applications for Surface Hydrology," pp. 193–204, 2010.
- [8] M. Gosset, J. Viarre, G. Quantin, and M. Alcoba, "Evaluation of several rainfall products used for hydrological applications over West Africa using two high-resolution gauge networks," *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, no. February, p. 18, Mar. 2013.
- [9] M. V. . Sivakumar, "Empirical Analysis of Dry Spells for Agricultural Applications in West Africa," *J. Clim.*, vol. 5, pp. 532–539, 1992.
- [10] M. Beyer, M. Wallner, L. Bahlmann, V. Thiemeig, J. Dietrich, and M. Billib, "Rainfall characteristics and their implications for rain-fed agriculture: a case study in the Upper Zambezi River Basin," *Hydrol. Sci. J.*, no. May 2015, p. 141217125340005, Nov. 2014.
- [11] R. Marteau, B. Sultan, V. Moron, A. Alhassane, C. Baron, and S. B. Traoré, "The onset of the rainy season and farmers' sowing strategy for pearl millet cultivation in Southwest Niger," *Agric. For. Meteorol.*, vol. 151, no. 10, pp. 1356–1369, Oct. 2011.
- [12] P. B. I. Akponikpè, J. Minet, B. Gérard, P. Defourny, and C. L. Bièlders, "Spatial fields' dispersion as a farmer strategy to reduce agro-climatic risk at the household level in pearl millet-based systems in the Sahel: A modeling perspective," *Agric. For. Meteorol.*, vol. 151, pp. 215–227, 2011.

Annexe VII : Différence végétation naturelle / végétation cultivée à partir de métriques dérivées du NDVI (Article 4)

Article 4

Regional analysis of Crop and Natural
Vegetation in West Africa based on NDVI
metrics

*IEEE International Geoscience & Remote
Sensing Symposium, 2014*, pp. 5107–5110.

REGIONAL ANALYSIS OF CROP AND NATURAL VEGETATION IN WEST AFRICA BASED ON NDVI METRICS

Leroux Louise, Bégué Agnès, Lo Seen Danny

UMR TETIS, CIRAD, 500 rue Jean-François Breton, 34093, Montpellier, France

ABSTRACT

In West Africa, rainfall variability dynamics are often considered as the major driver of vegetation production. Land use shifts have also to be taken into account when analyzing changes in vegetation production. To study how land use changes may impact vegetation response along a climatic gradient, we used three MODIS NDVI metrics time series (2000-2012) and a land cover map from MODIS Land Cover product. We performed a trend analysis and analyzed temporal profiles of the three metrics according to three climatic zones (Sahelian, Sudanian and Guinean zones). Our results indicate differences in NDVI values of Croplands and Natural Vegetation and that these differences are in connection with climatic zones. In the Sahelian zone Croplands tend to have higher values than Natural vegetation, whereas the opposite is observed for the Sudanian and Guinean zones. These results could help improve the interpretation of vegetation trends in a context of climate and land management shifts.

Index Terms— West Africa, NDVI metrics, Cropland, Natural vegetation, Trend analysis, MODIS

1. INTRODUCTION

West Africa is a region where rainfed agriculture is a major component of food production. However, mainly because of high climate variability that leads to high fluctuations in crop productivity, West Africa remains a region where local populations are subject to chronic food insecurity.

In this context, remote sensing observations provide timely, repetitive and synoptic information on vegetation development [1]. Since the beginning of the 1980s and the arrival of the NOAA AVHRR sensor, and with the launch of the MODIS sensor in the early 2000s, there has been an increase in vegetation monitoring studies at coarse scale in West Africa both in terms of inter-annual variability and trends[2–4].

In addition, several organizations that monitor food security (e.g. FEWSNET or AGRHYMET) often use data

from remote sensing as indicators of crop production. These monitoring systems are principally based on Vegetation Indices such as the NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) derived from coarse to moderate-scale satellites because it is considered as reliable indicators of vegetation conditions and a proxy of biomass production at regional scale [5].

To interpret NDVI trends, climate (changes in amount, spatial and temporal distribution and intensity of rainfall or temperature) is usually considered as the main determinant. However, other factors mostly related to human-induced land use and land management changes must also be considered [6], [7].

That is why, in sub-Saharan West Africa, an in-depth knowledge of the vegetation response is essential when analyzing vegetation production and especially crop production trends. Thus, the aim of this study was to illustrate how land use changes may impact vegetation response along a climatic gradient. To achieve this, vegetation production was compared spatially (following climatic zones) and temporally (between 2000 and 2012) through different NDVI metrics and according to broad land cover classes (Cropland and Natural Vegetation).

2. MATERIALS AND METHODS

2.1. Study Area

West Africa (latitudes 4° to 18° North and longitudes -18° to 16° East; Fig.1) is a region characterized by a broad

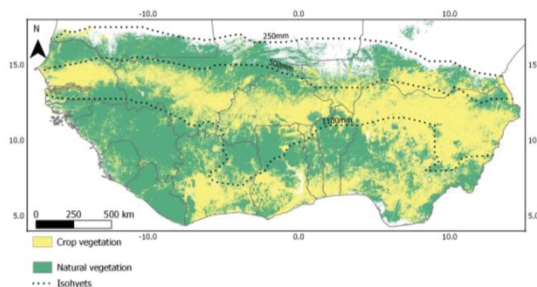


Figure 1. West Africa Cropland and Natural vegetation map and climatic zonation. Land cover classes are extracted from the MODIS Land Cover Product and climatic zones from the TRMM 3B43 product.

climatic gradient from North (Sahelo-Sudanian climate with one rainy season) to South (Guinean climate with two rainy seasons) controlled by the dynamics of the Intertropical Convergence Zone (ITCZ) [8]. Consequently, due to rainfall which follows a latitudinal gradient, the regional vegetation patterns could be stratified into three main ecoregions that are the Sahelian acacia savanna, just south of the Sahara, the Sahelo-Sudanian savanna at intermediate latitudes and the Guinean forest in the South [9].

2.2. Data

16-days NDVI MODIS (MOD13Q1) time series at 250-m spatial resolution for the period 2000-2012 were used. The data were preprocessed by (i) reconstructing 16-days data by a linear interpolation of the raw data based on the DOY (Day of the Year) band, (ii) applying a Savitzky-Golay filter to reduce the noise and improve the quality of the NDVI time series [10] and (iii) aggregating 16-days data to annual data.

The MODIS Land Cover Product (MCD12Q1) at spatial resolution of 500-m was employed to obtain a mask of the cropland domain and the natural vegetation domain. The land cover map contained 17 classes. Classes were aggregated to obtain a two-classes map: Cropland (class 12 and class 14) - Natural Vegetation (all classes minus class 12 and class 14).

West Africa was divided into three eco-climatic zones (Fig.1) delimited by isohyets obtained from average annual rainfall data derived from the TRMM 3B43 product: (i) the Sahelian (250-500 mm year⁻¹), (ii) Sudanian (500-1100 mm year⁻¹) and (iii) Guinean (>1100 mm year⁻¹) [11].

2.3. Methods

Three NDVI-derived measures (metrics) were computed to characterize vegetation temporal pattern (Fig.2): (i) the annual integrated NDVI (CumNDVI), (ii) the annual maximum NDVI (MaxNDVI) and (iii) the annual range of the NDVI (RangeNDVI) [12].

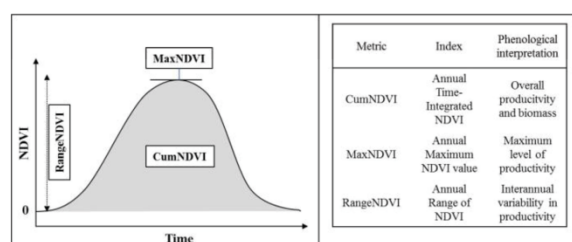


Figure 2. Diagram with definition of the three NDVI-derived metrics

Vegetation trends between 2000 and 2012 were performed using an Ordinary Least Square Regression within the Cropland and Natural Vegetation masks based on

NDVI metrics time series. Slopes and *pvalues* (statistically significant at the 10% threshold) were classified to quantify the direction and the magnitude of the overall trend. Trend analyses were carried out for each three climatic zones.

The Cropland/Natural Vegetation CumNDVI difference was mapped for the whole of West Africa. To do that, the annual averaged CumNDVI (2000-2012) was computed for each land cover mask. The mean CumNDVI values were then assessed within a moving window of 41x41 pixels in order to have a spatial redistribution of the information. Finally, we subtracted the two new land cover masks to obtain the difference map.

3. RESULTS AND DISCUSSION

About 70% of pixels in West Africa have no significant trends. Most of the significant trends are principally in the Sahelian and Sudanian zones that show an increase in vegetation production. The Guinean zone mainly has no significant trends that could be due to persistent cloud cover in that region (Fig.3). The analysis according to land cover classes reveals that areas of no significant trends are more important for Natural Vegetation, with an increase along the climatic gradient (Fig.4). In addition, a fraction larger for Natural Vegetation pixels than for Cropland Vegetation pixels have positive trends (i.e. ~23% of Cropland pixels with positive trends and ~31% for Natural Vegetation) in the Sahelian zone. For the Sudanian and Guinean zones, the proportion of pixels with positive or negative trends is almost the same for both Natural and Cropland Vegetation (Fig.4).

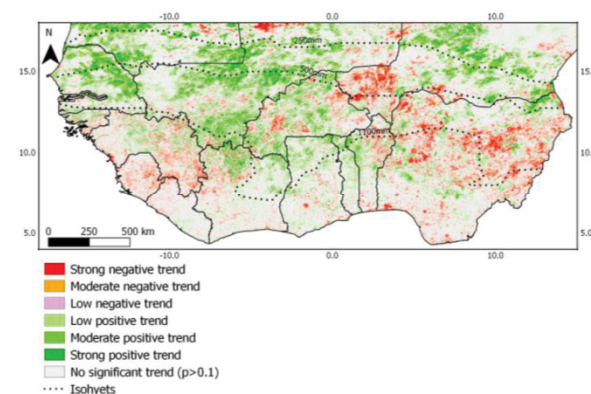


Figure 3. Overall trends in vegetation production over the period 2000-2012 based on MODIS CumNDVI time series.

The spatio-temporal pattern of the NDVI metrics shows that vegetation production is highly related to latitude and consequently to rainfall (Fig.5). For both Natural Vegetation and Cropland Vegetation, the three metrics values are highest for the Guinean zone and are almost two fold those

of the Sahelian zone. Our findings are in agreement with [8] who found that the Sahelian and sub-Saharan regions provide a high North-South gradient in both rainfall and vegetation phenology. It can be noted that the three NDVI metrics have a positive trend in the Sahelian zone, a stable trend in the Sudanian zone and a slight negative trend in the Guinean zone, confirming the findings of [11]. In addition, the three NDVI metrics have an inter-annual variability higher for the Sahelian zone than for the Sudanian and Guinean zones, particularly for the MaxNDVI and RangeNDVI. The NDVI is related to the amount of green biomass but saturates when the vegetation is dense [13]. Consequently, in the Sahelian zone where soils are covered by low vegetation, an increase in rainfall will lead to higher variability of MaxNDVI values. The Sudanian zone, a transition zone between the Sahelian and Guinean zones, is characterized by a mix of herbaceous and woody vegetation [9]. Little variability is observed for the MaxNDVI in this region. This could be due to a saturation effect of the NDVI for areas with higher density vegetation and a higher inter-annual variability of Minimum NDVI values may explain the RangeNDVI variability. A high inter-annual variability of the RangeNDVI is also observed for the Guinean zone despite the fact that the MaxNDVI remains stable over time. For this zone, in addition to the saturation effect for forest areas, the cloudiness may have an impact on the variability of Min NDVI values and leads to the variability of the RangeNDVI.

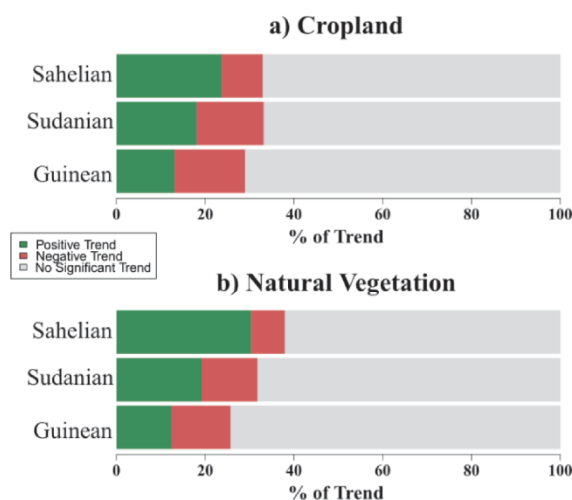


Figure 4. Pixels distribution of trend for a) Cropland and b) Natural vegetation), inside each climatic zone.

The analysis of the difference map (Fig.6) and the temporal profiles of metrics reveal that Cropland NDVI values (Max and CumNDVI) are higher than those of Natural Vegetation in the Sahelian zone but lower in the Sudanian and Guinean zones with a more significant

difference for the CumNDVI metric (Fig.5a and Fig.5b). The same tendency was observed previously by [14] in a Sahelian area of Niger and recently by [15] in South-Mali concerning the SOS (start-of-season). This is also in agreement with the study of [16] in the Bani catchment in Mali. Authors found with Landsat images that cropped areas in the Sahelian zone had a higher annual NDVI than savannas areas. For the Sahelian zone, we can assume that the positive trend of the Natural Vegetation observed in Fig.4b could be due to a land cover change. For instance, the cultivation of new land may lead to an increase in vegetation productivity and thus to the positive trend. There is however no significant difference between Crop and Natural Vegetation for the RangeNDVI metric (Fig.5c) meaning that the gap between Crop and Natural Vegetation remains fairly constant over time. These differences between Cropland and Natural Vegetation nevertheless still need to be validated especially by the use of high resolution images. In addition, it has to be pointed out that the three metrics were computed for each pixel and then aggregated per land use classes and climatic zones. Consequently, this approach would mask the within class variability due to soils, morphology, human impact or latitude [17] but also the land cover changes during the period.

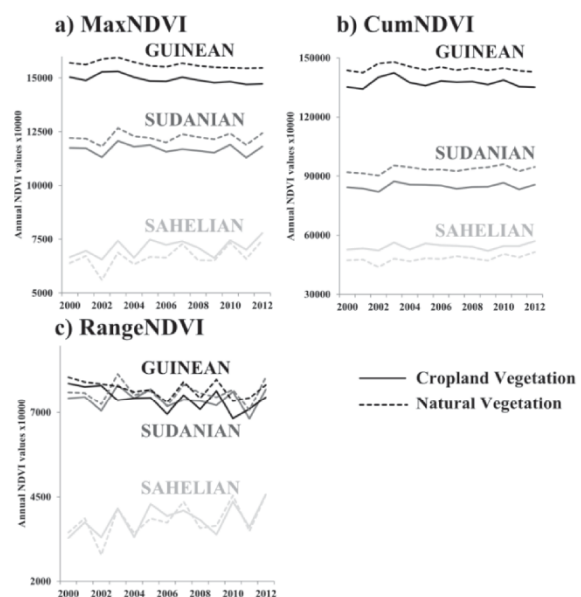


Figure 5. Time series of the Cropland and Natural vegetation NDVI metrics between 2000 and 2012 for the three climatic zones: a) MaxNDVI, b) CumNDVI, c) RangeNDVI.

4. CONCLUSION

Analyses of NDVI trends in sub-Saharan West Africa were widely used since the beginning of the 1980s to understand vegetation dynamics. Many studies have put

forward that vegetation trends are mainly controlled by rainfall [e.g. [2], [7]]. However too few studies take into consideration how land use / land cover changes may impact vegetation response given the climatic constraints.

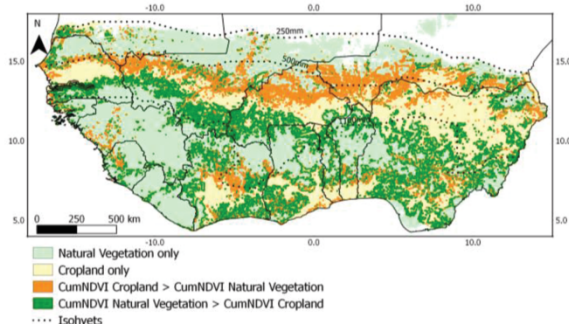


Figure 6. Map of the signed differences between Cropland and Natural vegetation CumNDVI (averaged between 2000 and 2012).

As expected, our study shows that rainfall is a driver of vegetation. However, we also demonstrated that the vegetation response for two classes (Cropland and Natural Vegetation) vary along a climatic gradient. In concrete terms this means for instance that a crop expansion at the expense of natural vegetation in the Sahelian zone would probably lead to an increase in NDVI values and thus to a positive vegetation trends, whereas the opposite effect would be expected in the Sudanian and Guinean zones.

Consequently, in a context of food security, NDVI time series can be used to assess changes in crop production. At the regional scale, vegetation trends can mainly be explained by rainfall variability. However, due to the complexity of the relationships between climate and land use or land management shifts, further analysis at local scale have to be considered to explain crop vegetation trends. In that sense, studies at regional scale can be used to pinpoint areas of marked changes in order to set up more detailed studies about the factors explaining vegetation trends.

5. ACKNOWLEDGEMENTS

This work was supported by CIRAD (L. Leroux fellowship) and by the Project CNES-TOSCA “Dynafrigue”. Thanks to the MODIS team for sharing MODIS products.

6. REFERENCES

- [1] M. Meroni, *et al*, “Early detection of biomass production deficit hot-spots in semi-arid environment using FAPAR time series and a probabilistic approach,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 142, pp. 57–68, Feb. 2014.
- [2] S. M. Herrmann, A. Anyamba, and C. J. Tucker, “Recent trends in vegetation dynamics in the African Sahel and their relationship to climate,” *Global Environmental Change*, vol. 15, pp. 394–404, 2005.
- [3] A. Anyamba and C. J. Tucker, “Analysis of Sahelian vegetation dynamics using NOAA-AVHRR NDVI data from 1981 – 2003,” *Journal of Arid Environments*, vol. 63, pp. 596–614, 2005.
- [4] C. Dardel, *et al*, “Re-greening Sahel: 30years of remote sensing data and field observations (Mali, Niger),” *Remote Sensing of Environment*, vol. 140, pp. 350–364, Jan. 2014.
- [5] X. Zhang, *et al*, “Monitoring vegetation phenology using MODIS,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 84, pp. 471–475, 2003.
- [6] M. A. White, “A global framework for monitoring phenological responses to climate change,” *Geophysical Research Letters*, vol. 32, no. 4, 2005.
- [7] K. Rasmussen, *et al*, “Explaining NDVI trends in northern Burkina Faso,” *Geografisk Tidsskrift-Danish Journal of Geography*, vol. 114, no. 1, pp. 17–24, Jan. 2014.
- [8] X. Zhang, “Monitoring the response of vegetation phenology to precipitation in Africa by coupling MODIS and TRMM instruments,” *Journal of Geophysical Research*, vol. 110, no. D12, p. 14, 2005.
- [9] D. M. Olson, *et al*, “Terrestrial Ecoregions of the World: A New Map of Life on Earth,” *BioScience*, vol. 51, no. 11, p. 933, 2001.
- [10] J. Chen, *et al*, “A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky–Golay filter,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 91, no. 3–4, pp. 332–344, Jun. 2004.
- [11] B. W. Heumann, *et al*, “AVHRR derived phenological change in the Sahel and Soudan , Africa , 1982 – 2005,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 108, pp. 385–392, 2007.
- [12] N. Pettorelli, *et al*, “Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change,” *TRENDS in Ecology and Evolution*, vol. 20, no. 9, pp. 503–510, 2005.
- [13] L. Olsson, L. Eklundh, and J. Ardo, “A recent greening of the Sahel — trends , patterns and potential causes,” *Journal of Arid Environments*, vol. 63, pp. 556–566, 2005.
- [14] P. Hiernaux, *et al*, “Woody plant population dynamics in response to climate changes from 1984 to 2006 in Sahel (Gourma , Mali),” *Journal of Hydrology*, vol. 375, no. 1–2, pp. 103–113, 2009.
- [15] A. Bégué, *et al*, “Differences between cropland and rangeland MODIS phenology (Start-of-Season) in Mali,” *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, p. In Press, 2014.
- [16] A. Bégué, *et al*, “Can a 25-year trend in Soudano-Sahelian vegetation dynamics be interpreted in terms of land use change? A remote sensing approach,” *Global Environmental Change*, vol. 21, pp. 413–420, May 2011.
- [17] B. C. Reed, *et al*, “Measuring phenological variability from satellite imagery,” *Journal of Vegetation Science*, vol. 5, pp. 703–714, 1994.

Annexe VIII : Suivi des tendances de la production de biomasse et caractérisation des déterminants (Article 5)

Article 5

From regional to local scale: Toward a better understanding of recent biomass productivity dynamics and its drivers to support food security policies in the Sahel

Version en préparation, 2015.

From regional to local scale: toward a better understanding of recent biomass production dynamics and its drivers to support food security policies in the Sahel

Leroux L^{a,b,*}, Bégué A^a, Lo Seen D^a, Kayitakire F^c, Jolivot A^a.

^a CIRAD UMR TETIS, Maison de la Télédétection, 500 rue Jean François Breton, Montpellier, 34093, France

^b AgroParisTech, 648 rue Jean François Breton, Montpellier, 34093, France

^c Joint Research Center of the European Commission, Via Enrico Fermi, 2749 Ispra, Italy

* Corresponding author at: CIRAD UMR TETIS, Maison de la Télédétection, 500 rue Jean François Breton, Montpellier, 34093, France. *Email address:* louise.leroux@teledetection.fr (L. Leroux)

Abstract

Accurate information on biomass productivity changes and their underlying drivers are needed on both a regional and local scale to manage a wide range of issues such as food security. Given that (1) many studies have been conducted with coarse resolution NDVI data on the Sahel but few of them try to explain vegetation trends considering the possible combination of various factors (related to climate, biophysical and human activities) on a regional or local scale and (2) conversely, studies conducted on a local scale on LULCC issues have generally attempted to relate their findings to various factors, the main goal of this study was to develop an original approach to go further in the analysis of biomass production changes by taking advantage of the already existing methods developed on regional and local scales. On a regional scale, by analyzing MODIS NDVI linear and non-linear trends together with TRMM annual rainfall (2000-2010), we developed a new classification scheme enabling better specification of the relative role of the main drivers of biomass production dynamics. We found strong evidence that rainfall alone is an important driver of biomass increase but not the only one, while a decrease can be attributed chiefly to other factors or to a combination of both climate- and human-induced factors. In the light of the literature, factors for some specific areas are also discussed but this can only be considered as a first approximation for further in-depth analysis. This is what we attempted in a second step by focusing on the Niamey Square Degree site, Niger. Here, biomass trends observed on a regional scale were considered in relation to a set of potential drivers of LULCC by means of a Random Forest algorithm. Tiger bush areas, far from the city of Niamey and from the main rivers, were found to be particularly prone to pressure due to overgrazing and overexploitation of woods, while positive trends were mainly observed near rivers and fossil valleys where the development of new agricultural practices might be promoted. The methodological framework we developed may help to assess the long-term vulnerability of populations in order to implement appropriate food security management policies.

Keywords: Sahel, biomass production change, remote sensing, NDVI, trend analysis, drivers, food security, climate change

1. Introduction

While the African population is set to reach more than 3 billion by 2050 (United Nations, 2013), Schlenker and Lobell (2010) estimated that yields for major staple crops could decrease by up to 22% due to climate change. Thus, by increasing climate variability, as well as extreme climatic events (e.g. droughts or floods), climate change is probably threatening agricultural production and food security, and increasing the vulnerability of many populations in Africa. However, when analyzing the literature, the dynamics in agricultural production are not solely a product of climatic determinism and depend on many factors including land cover changes, changes in agricultural practices, an increase in population density or environmental constraints (type of soil, toposequence, etc.). In this context of growing populations, which will lead to an increase in the demand for food, the identification of areas

particularly prone to the degradation of their agricultural production conditions and understanding the underlying drivers is increasingly important for long-term mitigation and adaptation strategies for food security (Pricope et al., 2013).

Among African regions, the Sahel belt, a transition zone between the Sahara desert and the tropical savannas, is characterized by substantial climate variability and is particularly inclined to food insecurity situations, since most of the agro-pastoralism livelihoods of the local population rely on low productivity rainfed agriculture (mainly millet and sorghum). The most obvious example is the large-scale shortages and food crises caused by the severe droughts that affected the Sahel belt in the late 1960s and 1980s (Hulme, 2001; Nicholson et al., 1998). Over recent decades, however, the Sahel region has seen a general increase in rainfall (Ali and Lebel, 2009; Nicholson, 2005), and the ensuing vegetation recovery, as seen from space, has been qualified as a “re-greening” of the region (Eklundh and Olsson, 2003; Olsson et al., 2005; Prince et al., 2007, 1998).

In this context, long-term Earth Observation datasets of vegetation indices provide a powerful tool for vegetation monitoring that enables more in-depth studies of the perceived re-greening of the Sahel region. The Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), a vegetation index based on the ratio between the red and infrared spectral bands (Tucker, 1979), is widely used for this purpose due to its sensitivity to the amount and health status of vegetation, and its close relationship with fAPAR (fraction of absorbed photosynthetic active radiation) and vegetation productivity (Asrar et al., 1984; Pettorelli et al., 2005; Tucker, 1979). Thus, a statistical trend analysis of temporally aggregated NDVI might be considered as an indicator of the degradation (i.e. “browning” in the case of negative trends) or the improvement (i.e. “greening” in the case of positive trends) of biomass production across years. So far, the most frequently utilized NDVI dataset is the AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer) dataset from the NOAA satellite (National Oceanic and Atmospheric Administration) due to its high temporal resolution and its availability since the beginning of the 1980s. It has enabled the monitoring of vegetation trends over nearly thirty-five years at a spatial resolution of 8 km (e.g. Anyamba and Tucker, 2005; Anyamba et al., 2014; Dardel et al., 2014b; Eklundh and Olsson, 2003; Herrmann et al., 2005). A first analysis based on NOAA AVHRR NDVI trends reported an increase in vegetation greenness over the whole Sahel since the 1980s (Anyamba and Tucker, 2005; Eklundh and Olsson, 2003; Herrmann et al., 2005; Heumann et al., 2007; Huber et al., 2011; Olsson et al., 2005) and helped to fuel the debate on the irreversible desertification of the Sahel. However, recent studies based on MODIS data (Moderate Resolution Imagery Spectroradiometer) which have allowed vegetation monitoring at a 250 m spatial resolution since 2000, highlighted the spatial heterogeneity of trends, with some areas showing negative trends or non-significant trends (Leroux et al., 2014; Rasmussen et al., 2014). Although it is generally acknowledged that variation in vegetation depends on rainfall on a regional scale, several studies have indicated that local NDVI trends might not be fully explained by rainfall and suggested that other causative factors, such as shifts in land use, have driven vegetation changes (Bégué et al., 2011; Boschetti et al., 2013; Fensholt et al., 2013; Helldén and Tottrup, 2008; Herrmann et al., 2005; Hoscilo et al., 2014; Huber et al., 2011; Rasmussen et al., 2014).

Currently, one of the main challenges in the analysis of biomass production dynamics is to document underlying drivers consistently. On a regional scale, characterization of the main determinants of vegetation dynamics relies mainly on the distinction between climate-induced biomass changes and changes induced by other factors (anthropogenic and natural) (Knauer et al., 2014; Mbow et al., 2015). For instance Hickler et al. (2005) and Seaquist et al. (2009) used a process-based vegetation model where vegetation dynamics predicted by the model without any human influence were compared to vegetation trends observed by remote sensing. Another way to assess the relative role of climate and other factor impacts is to use the ratio between NPP (Net Primary Production) or NDVI and rainfall, Rain Use Efficiency (RUE), which allows the normalization of NPP changes from rainfall variability (Dardel et al., 2014a; Prince et al., 2007). However, the use of RUE has been widely questioned, in view of the underlying assumptions (the assumed linearity between NPP/rainfall), as well as the mathematical dependence of RUE on rainfall (Dardel et al., 2014a; Hein and Ridder, 2006; Hein et al., 2011; Prince et al., 2007). Thus, to overcome methodological issues raised by RUE, Evans and Geerken (2004) introduced the residuals method (also called the

RESTREND method) where the linear regression between NDVI and rainfall time series are computed and the difference between observed NDVI and predicted NDVI is assessed (the residuals). Trends in the residuals indicate a deviation of NDVI from the NDVI/rainfall relationship and express land improvement or degradation greater than that explained by rainfall alone, and thus a potential effect of human activities. Several studies tested the RESTREND method to identify potential changes in ecosystem conditions over Africa (Dardel et al., 2014a; Huber et al., 2011; Ibrahim et al., 2015; Kaptué Tchuenté et al., 2015; Wessels et al., 2007). Comparing annual MODIS NDVI with annual rainfall data from TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) in northern Burkina Faso, Rasmussen et al. (2014) found a low NDVI/rainfall correlation and suggested other potential drivers such as increased grazing pressure or land use changes.

On a local scale however, due to the scarcity of reliable long-term ground observations to validate and help the interpretations of low-resolution vegetation index trends, local analyses of the underlying processes are rare and most of the explanations advanced remain purely theoretical (Brandt et al., 2015). Consequently, few studies have attempted to link satellite observations with ground observations and when it has been done, only one potential biophysical driver was tested. For the Bani catchment in Mali, Bégué et al. (2011) analyzed the greening trends observed with NOAA AVHRR time series in relation to land use changes and explained the increase in annual NDVI by the expansion of croplands in the Sahel part of the catchment. Dardel et al. (2014b) related GIMMS-3g NDVI trends with in situ observations of aboveground herbaceous biomass over the Fakara region in Niger and Gourma region in Mali and found good agreement between the two datasets. By relating these vegetation trends with soil observations, the authors concluded that soil types and soil depth significantly impacted biomass production in Gourma while no clear pattern could be found for the Fakara site. In Senegal, based on a botanical inventory of woody vegetation species, Brandt et al. (2015), considering several sites, assumed that greening trends might be a result of an increase in tree density. Even though these studies acknowledged that a multitude of factors are involved in vegetation changes, on a local scale, to the best of our knowledge none of them tried to link it with multiple potential factors (e.g. biophysical, socioeconomic or institutional drivers), or took into consideration the possible interaction between them.

While the lack of local analysis regarding the factors of land degradation or the opposite is highlighted by studies conducted on a regional scale with low resolution imagery, a myriad of research on land use/land cover changes (LULCC) and their related drivers on a local scale has been undertaken in Africa (e.g. Brinkmann et al., 2012; Estes et al., 2012; Kindu et al., 2015; Nutini et al., 2013; Pricope et al., 2013; Teferi et al., 2013 among others). These studies are mostly based on the assessment of land degradation using approaches integrating different sources of data, such as LULCC maps derived from remote sensing data, statistics, surveys or other geospatial data related to accessibility, biophysical or demographic factors (Brinkmann et al., 2012; Kindu et al., 2015; Mutoko et al., 2014; Teferi et al., 2013). Unfortunately, the link with the regional scale and the incorporation of long-term land degradation or improvement trends from vegetation time series on a coarse scale has rarely been made. This is the main contribution of our study: combining regional and local approaches by analyzing biomass production trends on a regional scale based on NDVI data together with a more detailed analysis on a local scale of the underlying processes by relating vegetation trends with the climate and related drivers of LULCC.

2. Objectives and overall approach

In line with previous studies on the driving forces of vegetation changes in the Sahel, the overall aim of this study was to gain a better understanding of the factors involved in biomass production dynamics on both a regional and local scale by a combination of remote sensing and various existing geospatial datasets. The specific objectives of this research were to:

- (1) Better delineate areas of significant recent biomass production changes in the Sahel zone by accounting for both linear and non-linear trends,
- (2) Further specify the relative role of climate and human factors in biomass production changes on a regional scale,

- (3) Further explore the importance of various kinds of potential climatic- and LULCC-related drivers of biomass production changes on a local scale.

To this end, we first analyzed biomass production trends over an 11-year period (2000-2010) in the Sahel region using annual integrated NDVI time series (Σ NDVI). For that we used the MODIS NDVI product since it can be used to capture more detailed spatial patterns of trends compared to the very coarse resolution of the NOAA-AHRR GIMMS product. To assess the role of climatic and human factors, we then proposed a classification scheme based on the Σ NDVI trends, the correlation between Σ NDVI and annual rainfall (Σ RAIN) derived from the TRMM3B42 product and the NDVI residual trends from the Σ NDVI/ Σ RAIN regression. Finally, we conducted an analysis on a local scale, over a southwestern Niger site, and tried to explain the biomass productivity trends observed on a regional scale through natural constraints (climatic, topographic and soil), human demography, physical accessibility and land cover change variables using a Random Forest algorithm. Figure 1 presents the overall approach developed in this study.

Southwestern Niger was chosen as a study site since it appeared as “a Sahelian exception”. Indeed, while overall greening has been observed over the Sahel zone, southwestern Niger has been marked by significant browning trends despite an increase in rainfall, as already noted by several studies (e.g. Anyamba et al., 2014; Dardel et al., 2014b; Fensholt and Rasmussen, 2011a). In addition, between 2000 and 2010, Niger suffered four major food crises. Thus, a better understanding of the role played by the underlying drivers of biomass productivity changes is essential for such a country when managing food security in the long-term.

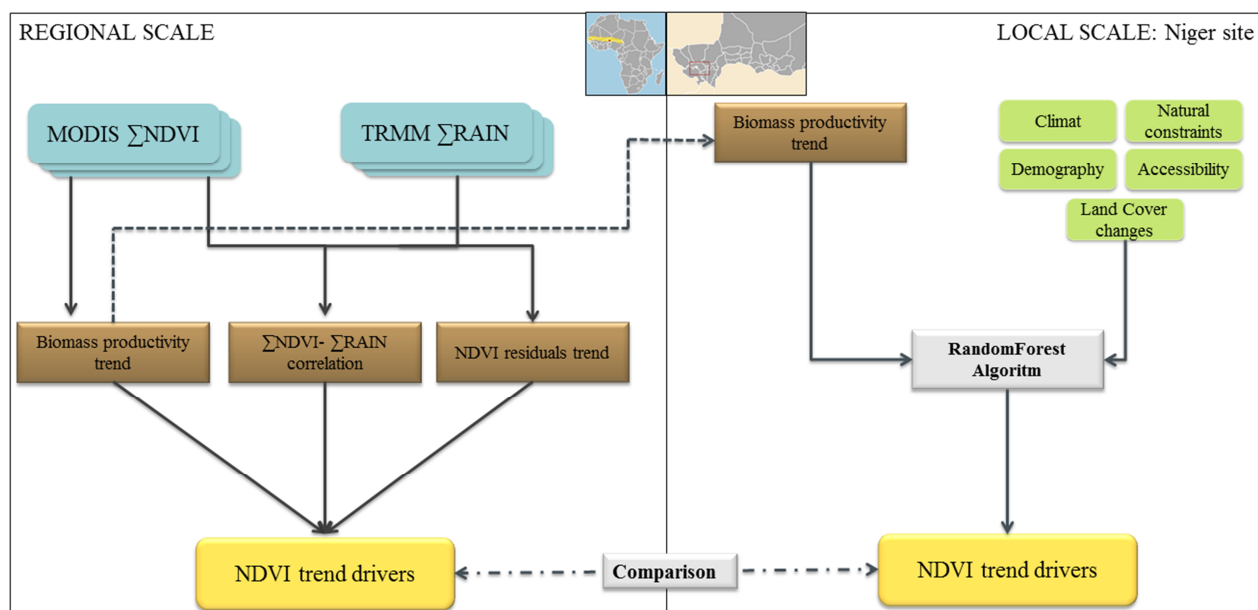


Figure 1. Flowchart of the general approach adopted in the study.

3. Data and methods

3.1. Study area

We focused our study on two spatial scales: a regional scale, the Sahel zone defined as the area receiving an annual rainfall ranging from 150 to 750 mm/year and a local scale, southwestern Niger (Figure 2). The Sahel is characterized by marked seasonality with a long dry season and a short wet season lasting 1-4 months depending on the latitude and mainly controlled in its timing, rainfall amount and distribution by the progression of the Intertropical Convergence Zone during the well-known West African Monsoon (Lebel and Ali, 2009). Consequently, the vegetation pattern over the Sahel area closely follows the rainfall gradient, with the northern parts of the Sahel dominated by a

very sparse vegetation cover (open sparse grassland and shrublands). Here the land is mainly used for grazing. The southern parts are characterized by a larger amount of ground cover with woodland and savanna vegetation. Rainfed agriculture, as well as grazing, are the main land uses observed in the area (Tucker, 1985). Over the whole Sahel area, the climatic constraint (i.e. annual rainfall and its spatio-temporal variability) is considered as the most important controlling driver for the ecosystems.

In a second step we focused on an agropastoral site, located in southwestern Niger (12.9°-13.6°N; 1.6°-3.1°E), namely the Niamey Square Degree (hereafter referred to as the NSD site) covering an area of about 18,000 km². The climate is typically Sahelian and is marked by a high north-south gradient with average annual rainfall ranging from 480 to 630 mm/year despite the narrow latitude and longitude range of the area (about 160 km x 110 km). According to D'Herbès and Valentin (1997), the vegetation cover is highly fragmented and composed of three main units: tiger bush on the lateritic plateaux, fallow savanna and crop fields on the sandy soils. The production system is rainfed agriculture, dominated by pearl millet. Thus, this area is particularly vulnerable to climate variability because of its strong dependence on rainfall for both livestock and farming. In addition, due to the increase in the rural population in recent decades, all the arable lands are today under cultivation (Hiernaux et al., 2009a) meaning that rural areas are now overcrowded by cropland which increases the anthropic pressures on natural resources.

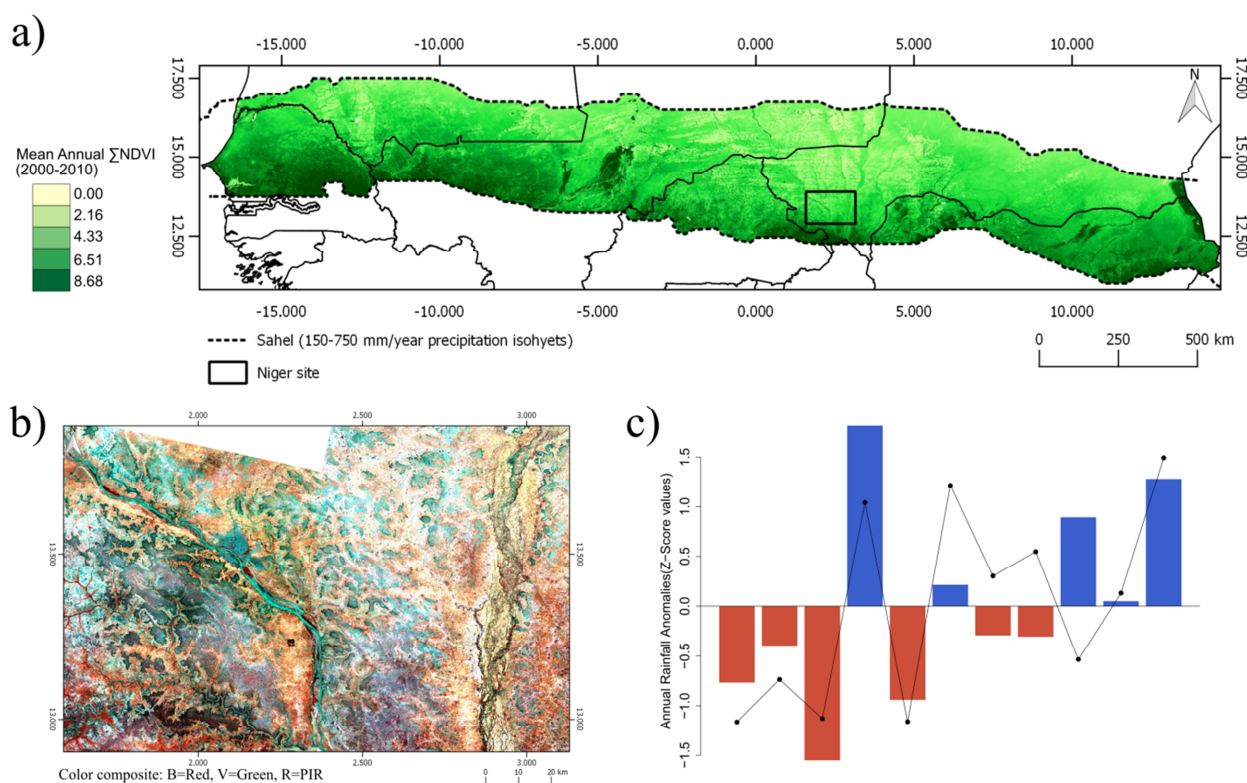


Figure 2. Presentation of the study area. a) Mean annual NDVI between 2000 and 2010 over the Sahel zone; b) Landsat 7 images of the NSD site in September 2013 with red-green-PIR combination and, c) anomalies of annual rainfall (deviation from the mean between 2000 and 2010) from the TRMM3B43 product over the Sahel zone (bar) and the NSD site (line).

3.2. Recent trends in biomass production on a regional scale

3.2.1. Data sources and pre-processing

We used the 16-day images of NDVI from the MODIS Vegetation Indices MOD13Q1 products available at 250 m from the beginning of the 2000s in order to analyze biomass production trends. The data were downloaded from 2000 to 2010 over the Sahel zone. Originally, the MODIS NDVI dataset was corrected from the atmospheric effects including cirrus clouds and aerosol (Vermote et al., 2002) and pre-processed with the CV-MVC (Constrained view angle-maximum value

composites) algorithm to retain the best observations during each 16-day period (Justice et al., 1998). In addition to the above-mentioned pre-process, we applied a Savitzky-Golay filter to reduce the noise and improve the quality of the NDVI time series (Chen et al., 2004). Finally, in order to minimize the well-known problem of autocorrelation of temporal data, which can induce large bias in trend detection (de Beurs and Henebry, 2005; de Jong et al., 2011), we reduced the temporal resolution of the NDVI time series by cumulating the 16-day NDVI values on an annual basis (Σ NDVI).

In the absence of a dense rain gauge network and with difficulty in accessing data when available for most parts of the Sahel, a satellite rainfall estimate product was used in this study as a proxy for rainfall (Herrmann et al., 2005). We used the merged TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) 3B43v7 dataset, which delivers rainfall estimates at a monthly time step and with 25 km resolution. It combines infrared and microwave information from different sources and is calibrated with monthly rain gauge data to adjust bias (Huffman et al., 2007). Data were downloaded between 2000 and 2010 to overlap the MODIS data and cumulated over the year (Σ RAIN). To allow the comparison between Σ NDVI and Σ RAIN, we also applied the nearest neighbor resampling method to the TRMM3B43 data to match the spatial resolution of the MODIS NDVI data..

3.2.2. Trends in biomass production

To investigate trends in biomass production we computed pixel-wise temporal trends using the Σ NDVI over the 2000-2010 period over the Sahel zone. As noted recently by Jamali et al. (2014) many studies analyzing changes in biomass production are based on the implicit assumption that changes in vegetation production are gradual and linear and thus use OLS (Ordinary Least Squares) regression for assessing trends (e.g. Anyamba et al., 2014; Helldén and Tottrup, 2008; Ibrahim et al., 2015). However, as well formulated by Jamali et al., 2014: “OLS may not only fail to identify those areas where the direction and rate of change varies within a given time period, but may also completely obscure the existence of short-term ‘greening’ or ‘browning’ patterns by averaging them out altogether. In order to account for these non-linear but persistent changes in biomass production we fitted both quadratic and linear models. Both methods measure the relationship between the Σ NDVI as a dependent variable and time (i.e. in the present case 11 years) as an independent variable, and are represented by the following equations:

$$\text{Quadratic model} \quad \Sigma \text{NDVI} = \alpha + \beta \text{Time} + \gamma \text{Time}^2 \quad (1)$$

$$\text{Linear model} \quad \Sigma \text{NDVI} = \alpha + \beta \text{Time} \quad (2)$$

Where:

α = The intercept giving Σ NDVI values at the start of the observed period

β = The slope parameter measuring the rate of change of Σ NDVI per unit of Time

γ = The quadratic parameter giving the speed of increase (or decrease) of the Σ NDVI to reach the turning point of the parabola.

To examine the consistency of trends over time (i.e. whether coefficients are significantly different from zero), the p-value of the two-sided Student's t-test was computed for the slope parameter (β , in the case of a linear trend) and the quadratic parameter (γ , in the case of a quadratic trend). All trends at a 90% confidence level (p-value<0.1) were considered statistically significant. For a given pixel, to determine which kind of trend occurred during our study time period, the approach was as follows: first, fit a quadratic model and test the significance of the quadratic parameters; if γ is significant the trend is considered as quadratic, otherwise, fit a linear model and test the significance of the slope parameter; if β is significant, the trend is considered as linear; otherwise we considered as

non-significant trends. Finally we determined the direction of changes (increase or decrease in biomass production) by analyzing the sign of the quadratic and slope parameters..

3.2.3. Biomass production – rainfall correlation analysis

Pearson's correlation coefficient (r) and the determination coefficient (R^2) between Σ NDVI and Σ RAIN over the 2000-2010 period were calculated for each pixel to evaluate the nature and strength of the biomass production-rainfall relationship. The predicted values of Σ NDVI for each year and each pixel from the observed Σ RAIN were then computed based on the outputs of the regression model (i.e. regression slope and intercept values).

3.2.4. Residual trends (RESTREND)

Since biomass production is greatly controlled by inter-annual rainfall variability in semi-arid environments, the trends in Σ NDVI contain a significant rainfall signal. As suggested by Evans and Geerken (2004) to distinguish climate-induced changes from changes induced by other factors, the rainfall component must be removed from the Σ NDVI signal. To isolate the Σ NDVI trends not explained by rainfall, we carried out the pixel-wise NDVI residuals (RESTREND), the difference between the observed Σ NDVI and predicted Σ NDVI. Any trend in the NDVI residuals could be interpreted as a change in biomass production independent of rainfall, assuming other causative factors, such as land cover or land use changes. Trends in the NDVI residuals were computed following the approach used for the Σ NDVI (see Section 2.2.2)

3.3. Drivers of biomass production changes

3.3.1. Drivers of biomass production on a regional scale

While most studies isolate climate-driven biomass production changes from changes induced by other factors, either using the NDVI-rainfall correlation or the RESTREND method analysis (e.g. Evans and Geerken, 2004; Ibrahim et al., 2015; Prince et al., 2007), this study proposes a classification scheme to assign the relative role of climate and other causative factors in biomass production increase or decrease by combining the output of the three previous analyses (Σ NDVI trends, biomass production-rainfall correlation and NDVI residual trends). Thus, the general classification scheme results in a set of 6 possible decision-rules based on the slope of the Σ NDVI trend, the Σ NDVI- Σ RAIN coefficient of determination and the slope of the NDVI residuals trend (Table I). This classification scheme relies on the assumption that biomass production could be driven by climatic factors only, by factors other than climate only or by a combination of both factors (climate and other factors). The latter case is not taken into account when considering the two above-mentioned methods only.

Table I. Classification rules to disentangle climate-driven biomass production changes from changes induced by other factors.

Biomass production trend (pvalue<0.10)	Coefficient of determination NDVI/rainfall	NDVI residuals trend	Interpretation
Increase in biomass production (slope>0)	$R^2>0.50$	Slope>0	Climate factor and other factors
	$R^2>0.50$	Slope<0	Climate factor
	$R^2<0.50$	Slope>0 or Slope<0 or Slope (pvalue>0.10)	Other factors
Decrease in biomass production (slope <0)	$R^2>0.5$	Slope<0	Climate factor and other factors
	$R^2>0.5$	Slope>0	Climate factor
	$R^2<0.5$	Slope>0 or Slope<0 or Slope (pvalue>0.10)	Other factors

3.3.2. Drivers of biomass production in southwestern Niger

In order to go further in the analysis of the underlying factors of the biomass production trends identified by the time series of low resolution images, we used a Random Forest algorithm (RF) to identify the most important factors on a local scale over the NSD site. RF is an ensemble learning method used for both classification and regression and combining large numbers of classification trees to optimize classification accuracy (Breiman, 2001). In addition to providing an internal classification accuracy measurement (out-of-bag error), it can be used to deal with correlated variables and also gives the most relevant variables for the classification, making it possible to identify the most useful variable for distinguishing between the different classes. For that, the previous two classes (i.e. “climate factor” and “other factor” used for the analysis on a regional scale) were broken down into various potential drivers (Table II).

As mentioned in the introduction to this paper, apart from the climate factors, land use and land cover changes (LULCC) are considered as factors of changes in biomass production when analyzing on a local scale. Thus, based on a literature analysis regarding the main drivers of LULCC changes in semi-arid areas (e.g. Brinkmann et al., 2012; Lambin et al., 2001; Teferi et al., 2013) and the availability of data, a set of 9 variables was selected covering 3 categories: (1) Natural constraints (slope, toposequence and type of soil), (2) Distance (Euclidean distance from roads, Euclidean distance from a river, Euclidean distance from villages and traveling time to market) and (3) Demography (mean population density between 2000-2010 and population density trends 2000-2010).

Table II. Variables used for the RF algorithm over the NSD site.

Variable class	Variable	Definition	Source
Climatic	RAIN_M	Mean annual rainfall 2000-2010 (mm/year)	TRMM3B43
	RAIN_TREND	Annual rainfall trend (OLS) 2000-2010	TRMM3B43
	TEMP_M	Mean annual temperature 2000-2010 (°C)	MODIS LST
	TEMP_TREND	Annual temperature trend (OLS) 2000-2010	MODIS LST
Natural constraints	SLOPE	Slope (degree)	SRTM DEM 30+
	TOPO	Toposequence	SRTM DEM 30+
	SOIL	Type of soil	Harmonized World Soil Database-IIASA (http://webarchive.iiasa.ac.at/Research/LUC/External-World-soil-database/HTML/)
Accessibility	DIST_RIV	Euclidean distance to river (meters)	SRTM DEM 30+
	DIST_CIT	Euclidean distance to village with more than 1000 habitants (meters)	National Institute of Statistics, Niger
	DIST_ROAD	Euclidean distance to road	GIST Portal (https://gistdata.itos.uga.edu/)
	MARKET	Travel time to market with population of 20,000 or more (hours)	HarvestChoice (http://harvestchoice.org/data/tt_20k)
Demography	POP_DENS	Mean population density between 2000 and 2010	AfriPop (www.worldpop.uk.org)
	POP_DIFF	Population density difference between 2000 and 2010	AfriPop (www.worldpop.uk.org)
Land Cover Changes	LAND_COV	Land Cover Changes between 2001 and 2013	Landsat 5 and Landsat 8

In addition to these variables, 4 climatic variables were also considered (trend in annual rainfall and annual temperature between 2000 and 2010 and mean annual rainfall/mean annual temperature between 2000 and 2010).

Lastly, we also considered a map of land cover changes between 2001 and 2013. The land cover change map was obtained by using a post-classification comparison approach of two land cover classifications derived from Landsat images. In 2000 and 2010, the NSD site was cloudy in all available images during the vegetation growth period. Thus we preferred to process images with no

clouds for the year closest to the reference years. The images were classified using an object-based expert classification and the resulting land cover maps were validated against a set of 1200 independent validation objects randomly selected over the NSD site. The observed land cover classes of each object were manually classified through photo-interpretation of Google Earth® high resolution satellite images for each date. We obtained an overall accuracy of 88% for 2001 and 82% for 2013, which is very acceptable given the high heterogeneity and complexity of Sahelian landscapes. The resulting land cover change map was composed of six land cover classes characterized by no change between 2001 and 2013 (plateaus, waterbodies, cropland, degraded hillslopes, bare soil and natural vegetation) and three classes of changes (regression of croplands, expansion of natural vegetation areas, expansion of cropland areas).

The RF algorithm was implemented under the RandomForest package available in R (Liaw and Wiener, 2002) using the biomass production trend classes as variables to be explained and the 14 potential drivers as explaining variables (Table II). We ran the algorithm using 30% of the dataset and conducted an external validation using a confusion matrix based on the remaining 70%.

4. Results and Discussion

4.1. Biomass production trends between 2000 and 2010

4.1.1. Over the Sahel region

Figure 3 shows the results of the trend analysis (2000-2010; $p\text{-value} < 0.1$) and its relationship with rainfall for the Sahel zone including recent trends in biomass production (Figure 3a), the biomass production-rainfall relationship (Figure 3b) and the trends in NDVI residuals (Figure 3c). Table III shows the distribution of each type of trend (Σ NDVI and NDVI residuals) for both the Sahel zone and the NSD site. Regarding the distribution of Σ NDVI trends, about 68% of pixels in the Sahel zone had no significant trend (Table III; Figure 3a). Most of the significant trends were linear (31%) of which 10.2% were strong negative changes while 20.8% were positive. Concerning the quadratic trends, their representativeness was non-significant, accounting for less than 0.3% of the Sahel zone.

When analyzing the spatial pattern of the Σ NDVI trends (Figure 3a), the changes in Σ NDVI across the Sahel zone varied from one area to the other and a dichotomy between the West and the East of the Sahel zone could be observed. The overall trends for Σ NDVI were positive over a large portion of the western Sahel, including homogeneous areas in eastern Senegal, the central part of Mali or the southern part of Mauritania, which also corresponded to recent greenness trends reported by Hoschilo et al., (2014) looking at the 2001-2010 period based on SPOT-VGT NDVI time series or by Cho et al., (2015) based on MODIS EVI between 2000 and 2009. Our results also tallied with previous regional-scale findings analyzing NDVI trends over longer time periods based on GIMMS NDVI data (Anyamba et al., 2014; Dardel et al., 2014b; Herrmann et al., 2005; Huber et al., 2011; Seaquist et al., 2009). Thus, the vegetation greening reported here confirms a longer-term process which has been interpreted as vegetation recovery after “the great Sahelian drought” of the 1960s and 1970s (Heumann et al., 2007; Olsson et al., 2005). By contrast, the eastern Sahel (eastern Mali, Niger and northern Nigeria) is predominantly characterized by a strong reduction in biomass production over the 2000-2010 period. In addition, non-linear trends (quadratic trends) appeared to be highly localized in small areas such as in the North-East of Senegal for positive quadratic trends and in the South-West of Niger for negative quadratic trends. This dichotomy between the West and the East of the Sahel zone appears to be the result of recent processes since no previous studies considering a longer time window have mentioned this phenomenon. However, Huber et al. (2011) noted a trend of increasing rainfall and soil humidity following a West-East gradient, though still without any impact on Σ NDVI trends. The authors suggested that factors other than rainfall contribute to changes in biomass production dynamics.

Table III. Distribution of the Σ NDVI and NDVI Residual trends over the Sahel region and the NSD site obtained by using MODIS NDVI and TRMM3B43 time series between 2000 and 2010.

		Trend types				
		<i>Quadratic Negative</i>	<i>Quadratic Positive</i>	<i>Linear Negative</i>	<i>Linear Positive</i>	<i>No trend</i>
Sahel	<i>NDVI trend (%)</i>	0.190	0.123	10.208	20.812	68.667
	<i>Residuals trend (%)</i>	0.112	0.046	12.795	11.798	75.250
NSD site	<i>NDVI trend (%)</i>	3.323	0.001	20.778	9.135	66.763
	<i>Residuals trend (%)</i>	2.759	0.002	18.505	3.035	75.698

4.1.2. Focus on the NSD site in southwestern Niger

When analyzing on an NSD site scale, the spatial distribution of trends was different from that on a Sahel scale (Figure 4; Table II). Quadratic negative trends accounted for 3.3% of the NSD site. Our findings differed from those of Jamali et al (2014), also distinguishing between linear and quadratic trends, who found no significant trends in Niger. The differences can be explained by the time window considered by the authors (1982-2006) as well as the use of other kinds of data (GIMMS-NDVI). However, in their work on the shifts in vegetation activity trends on a global scale, de Jong et al (2013) found a reversal trend from greening to browning in western Niger. This reversal trend resulted from an increasing trend between 1981 and 2005 followed by a decreasing trend between 2005 and 2011 (see Figure 3. in de Jong et al., 2013) which can be compared to the quadratic negative trend used here (i.e. convex form). In addition, while the Sahel zone exhibits mainly linear positive trends (i.e. a greening trend), the distribution of linear trends was reversed at the NSD site where linear negative trends accounted for 20% of the study area, meaning that the last 11 years have been marked by a recent reduction in biomass production (i.e. a browning trend). Furthermore, whatever the period considered, the data used or the analysis techniques, western Niger (corresponding to the Tillabéri province) has been recognized as an area of consistent degradation in biomass production at least since the beginning of the 21st century in accordance with the works of Boschetti et al (2013) over the 1998-2010 period, or Hoscilo et al. (2014) over the 2001-2010 period. But more generally, this browning trend was observed up to the 1980s and the availability of NOAA-AVHRR data. Among others, we can highlight the work of Huber et al (2011) over the 1982-2007 period or Dardel et al (2014b) over the 1982-2011 period.

4.2. Relationship between biomass production and annual rainfall between 2000 and 2010

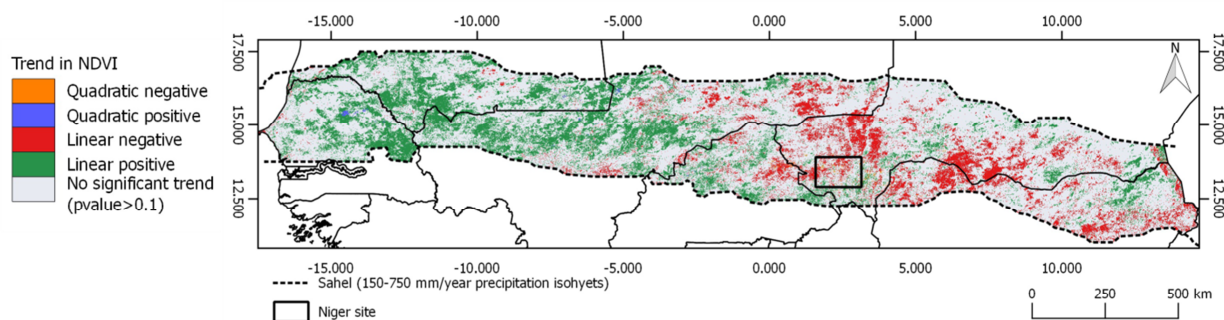
4.2.1. Σ NDVI/ Σ RAIN correlation

The spatial distribution of the relation between Σ NDVI - Σ RAIN is shown in Figure 3b for the Sahel zone and in Figure 4b for the NSD site (significant correlation at the 10% level for $R^2 \geq 0.30$). Although the period considered is short (11 years) it shows a clear pattern in the distribution of Σ NDVI - Σ RAIN. The strongest relationship ($R^2 > 0.50$) was detected in the eastern part of the Sahel zone stretching from Senegal to the northern part of Burkina Faso (blue regions) while low correlations ($R^2 < 0.30$; orange and red regions) were mostly located in the northern part of Mali and Nigeria as well as in the southwestern part of Niger (see also Figure 4b). The comparison between Figure 3a and Figure 3b highlights that strong positive changes in biomass production corresponded to areas with a high correlation between Σ NDVI - Σ RAIN (e.g. Senegal or the South of Mali) meaning that the increase in annual biomass production is associated with the amount of annual rainfall. Our findings partly confirm the dependence of biomass production in semi-arid areas on water availability, as already suggested in 1985 by Tucker, and also reported by various studies (Boschetti et al., 2013; Herrmann et al., 2005; Huber et al., 2011).

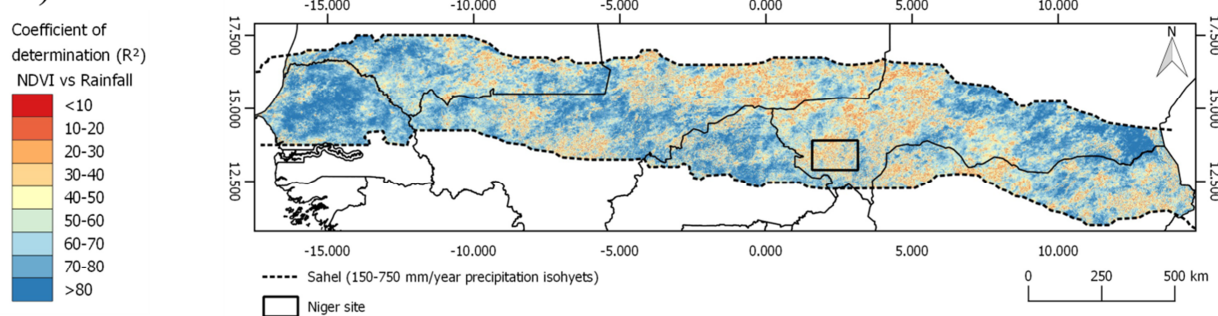
However, this dependence on annual rainfall is not a foregone conclusion. Indeed, strong negative changes in biomass production seemed to go hand-in-hand with no significant correlation

with ΣRAIN (i.e. $R^2 < 0.50$) which is particularly notable in Niger as already mentioned by Fensholt and Rasmussen (2011) and above all over the NSD site (Figure 4a and Figure 4b). For these areas, this suggests that other climate or human factors could have a strong impact on vegetation growth. For instance, by comparing with the recent study of Cho et al. (2015) which shows the same West/East dichotomy but for the annual mean of daily air temperature trends, the biomass production degradation observed in the eastern part of Sahel can be explained by an increasing trend in air temperature. Thus we can hypothesize that the increase in air temperature would probably lead to a reduction in water availability for the vegetation due to higher soil evaporation (Cho et al., 2015). In the northern part of the study area, corresponding to the arid zone, this low correlation could also be explained by the very patchy distribution of vegetation as well as the low quantity of annual rainfall. For the remaining area, if considering water availability as the sole driver while concealing other potential drivers, the low $\Sigma \text{NDVI} - \Sigma \text{RAIN}$ correlation could be due to: (i) greater dependence of biomass production on intra-annual rainfall distribution and its timing rather than rainfall accumulated over a time period or (ii) a possibility of water supply other than rainfall. For the latter case, for areas such as the inner Niger delta (Mali) or along the river in South-West Niger, we can assume that vegetation production is less rainfall-limited due to exogenous stream flows as already mentioned by Huber et al. (2011). Yet, this is only valid if water availability is the single determinant of vegetation growth, which is rarely the case on a local scale, resulting more from complex interactions among a myriad of drivers.

a)



b)



c)

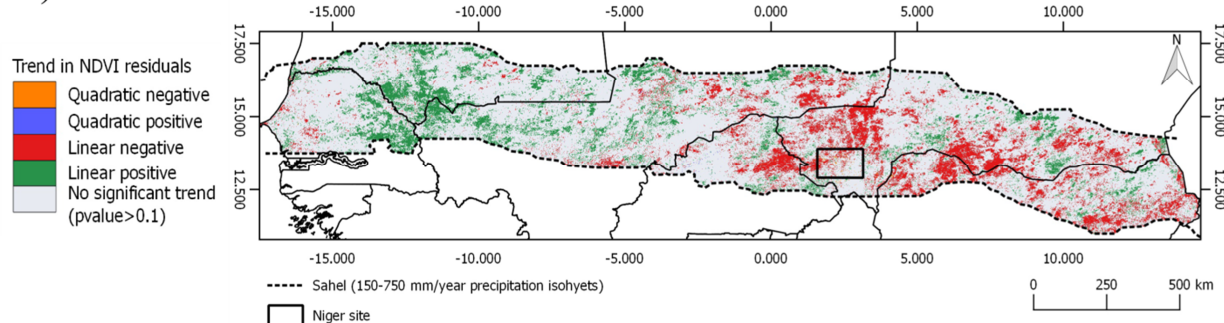


Figure 3. Spatial distribution of a) the MODIS ΣNDVI trends (linear and quadratic) from 2000 and 2010 over the Sahel region; b) the coefficient of determination of MODIS ΣNDVI against TRMM3B43 annual rainfall and (significant at the 10% level for $R^2=0.30$) c) the NDVI residual trends (linear and quadratic).

4.2.2. NDVI residual analysis

The NDVI residuals represent the part of biomass production that is not fully explained by annual rainfall (i.e. the difference between observed NDVI and predicted NDVI) and possibly reflecting land degradation or rehabilitation due to the impacts of other factors. Figure 3c shows the geographical distribution of trends in the NDVI residuals on a Sahel scale, Figure 4c on an NSD site scale and Table III the distribution of each type of trend.

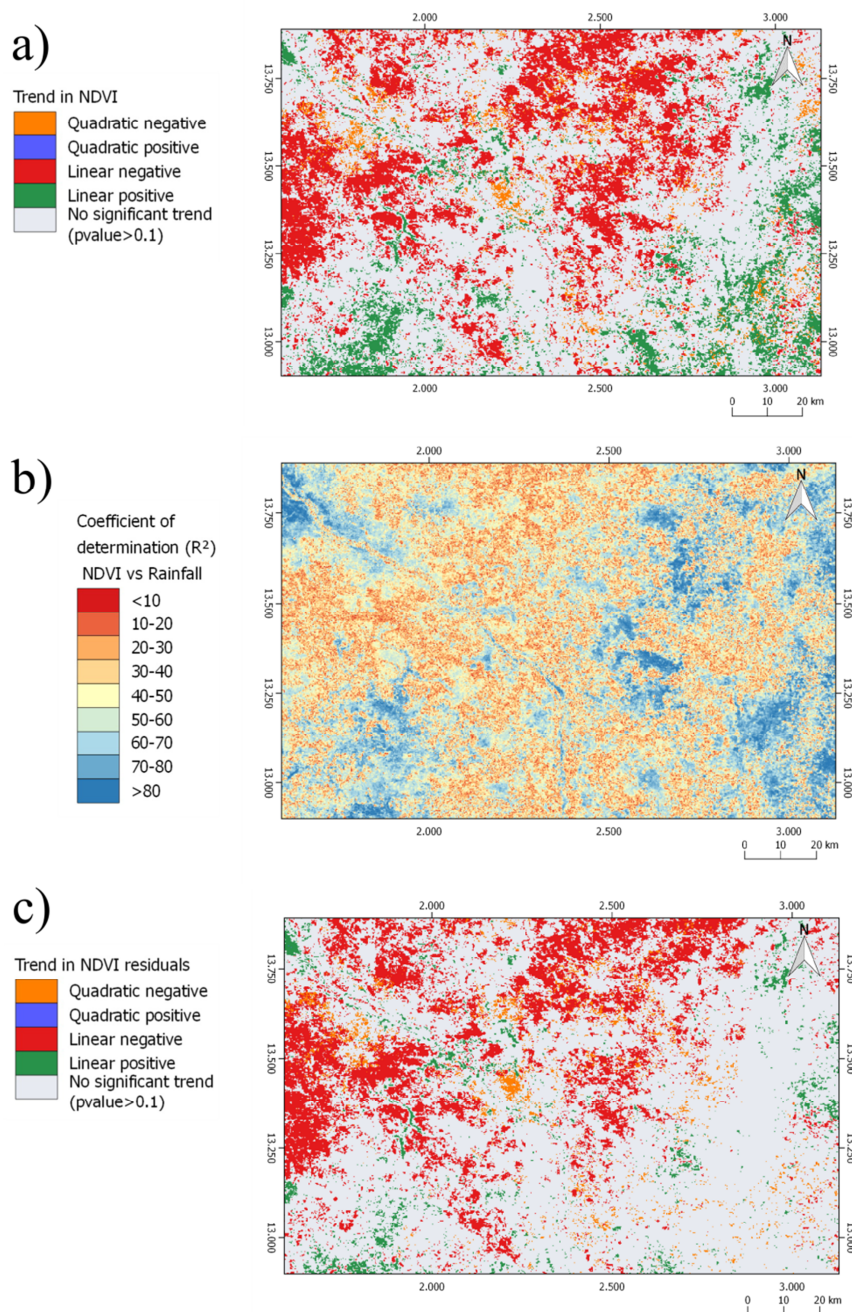


Figure 4. Spatial distribution of a) the MODIS Σ NDVI trends (linear and quadratic) from 2000 and 2010 over the NSD site; b) the coefficient of determination of MODIS Σ NDVI against TRMM3B43 annual rainfall (significant at the 10% level for $R^2=0.30$) and c) the NDVI residual trends (linear and quadratic).

Large areas without significant trends were detected (~75.2%) meaning that observed Σ NDVI trends closely reflected the annual rainfall trends. However some areas (e.g. East of Senegal) displayed strong positive trends in NDVI residuals with time corresponding to spatially consistent areas where

the biomass production increased more than could be explained by rainfall only. As expected, areas showing negative trends in the NDVI residuals covered distinct areas in accordance with areas for which we noted no significant relation with annual rainfall. For these areas, the decline in biomass production was higher than what could be accounted for by rainfall alone, reflecting a reduction in biomass production per unit rainfall induced by factors other than water availability. Worth noting is the particular case of eastern Burkina Faso (corresponding to the province of Yagha) where despite a high correlation between $\Sigma \text{NDVI} - \Sigma \text{RAIN}$, strong negative NDVI residual trends were observed. The NDVI residual trends obtained in this study were spatially consistent with the study of Kaptué Tchuenté et al., (2015) and Ibrahim et al. (2015) who found areas of negative residual trends mainly in the eastern part of the Sahel zone over a 30-year period (1983-2012 and 1982-2012 respectively), while areas of positive residual trends were mainly located in Senegal and the East of Mali.

When looking at the distribution of NDVI residual trend types on an NSD site scale (Table III), 24.3% consisted of significant trends, of which 21.25% were strong negative trends with the negative linear trends accounting for 18.5% and negative quadratic trends for 2.75%. Some authors suggested that this NDVI decline trend may be due to land use or land cover changes around the city of Niamey (Anyamba et al., 2014; Kaptué Tchuenté et al., 2015), an assumption we explore in this paper.

4.3. Drivers of the biomass production changes

4.3.1. Classification of drivers and possible explanations from the literature analysis over the Sahel region

The respective roles of climate (here rainfall) and other factors of change in biomass production were assessed following the rule sets presented in Table I combining the ΣNDVI map, the $\Sigma \text{NDVI} - \Sigma \text{RAIN}$ correlation map and the NDVI residuals map. While this approach is quite simple, to the best of our knowledge no previous studies have been attempted to disentangle the effect of climate and people on the biomass production dynamics over the Sahel area by such an approach. Figure 5a shows the spatial distribution of the main drivers of biomass production changes and Figure 5b the distribution of drivers according to the direction of changes (i.e. according to the slope of ΣNDVI). The increase in biomass production over the 2000-2010 period could be explained by the climate factor only (46%) and by a combination of both climate and other factors (44%) such as changes in land management. The climate-induced increase in biomass production was scattered over the western part of the Sahel zone while both the climate- and other factor-induced increase in biomass production occurred over a specific area from the South of Mauritania to the East of Senegal. The decrease in biomass production was mainly explained by the impacts of factors other than rainfall (50%) while the combination of both climate and other factors accounted for 44% of the negative ΣNDVI trends. Degradation in biomass production induced by other factors was widespread in the East of the Sahel zone while decrease hotspots induced by both climate and other factors could be pinpointed as in the North of Nigeria and South Niger. Figure 5c shows a zoom over the NSD site for which the increase in biomass production concerned only a few areas in the South of the site and seemed to be mainly explained by climate factors only (55%). The rest of the NSD site was dominated by a degradation of vegetation conditions with a clear distinction between degradation induced by other factors occurring in the North-West of the NSD site including the city of Niamey (54%) and the decrease induced by climate factors or the combination of both factors located in an area comprised between the Niger valley and the Dallol Bosso valley.

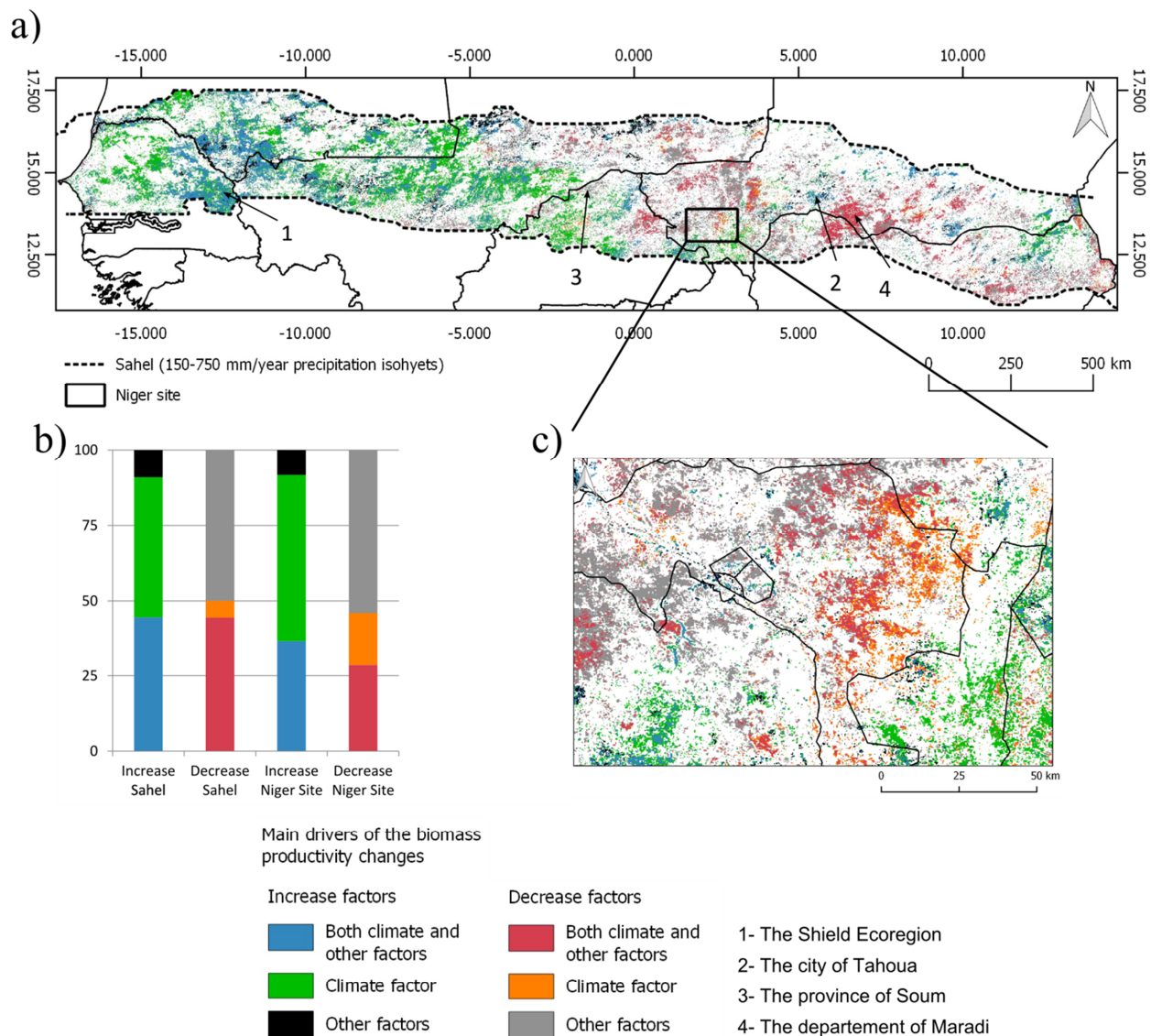


Figure 5. a) Spatial distribution of the main drivers of the biomass production changes over the Sahel region. b) Distribution of drivers according the direction of changes (increase or decrease) for the Sahel area and the Niger site. c) Zoom over the Niger site.

In order to give meaning to our findings, we tried to support our results through a literature analysis for four specific sites (numbered from 1 to 4 in Figure 5a). However, these should be interpreted with caution without further verifications. Nonetheless, this could be a starting point for later studies.

First, we found the climatic factor to be the dominant factor for the enhancement of biomass production in the western part of the Sahel zone with, however, some areas such as in the interface between Senegal, Mauritania and Mali where both climate and other-induced factors played a significant role. For the Senegalese part, according to Tappan et al. (2004), this corresponds to the Shield ecoregion, which is characterized by low human population density and low environmental pressures, leading to a high degree of biodiversity for both fauna and flora. With a great deal of reservation, we think that the southern part of the area could include part of the Niokolo-Koba National Park, which is relatively well preserved since it is classified as a World Heritage Site for Humankind. Thus we could assume that the relatively high rainfall and the relative stability of summer rainfall since the 2000s (Funk et al., 2012) might benefit the growth of woody vegetation.

Then, near the city of Tahoua in Niger, we found a small area of increase in biomass production due to a combination of climate and other factors. This corresponded more or less to the area of the “Keita Project”, which is a project launched in 1982 with the objective of increasing food security while combatting the desertification process by promoting soil and water conservation, natural resource management, as well as reforestation (Tarchiani et al., 2008), as mentioned previously by Herrmann et al. (2005).

The third site we identified was situated in Soum province in northern Burkina Faso for which we found a predominance of negative Σ NDVI trends explained by other factors. This corresponded to the area studied by Rasmussen et al. (2014) According to these authors, in the northern part of their study area, observed Σ NDVI trends were closely linked to landscape elements (plateaux and slopes). A possible explanation put forward by them was a loss of woody cover possibly induced by increased grazing pressures.

Finally, the department of Maradi in South Niger appeared also as an area of significant decrease in biomass production induced by other factors. This appeared to stem from a long process since, already in 2001, Mahaman showed a continuous decline in soil fertility in conjunction with an intensification of agricultural practices resulting in permanently cropped fields and the near-disappearance of fallow lands. Thus, this decline in soil fertility may probably have led to a decline in biomass production.

Apart from this specific case study where possible explanations can be found in the literature, the method developed here can obviously only localize and identify the main drivers of biomass production dynamics, but the exact causes of the observed trends have to be determined by a more detailed analysis on a local scale.

4.3.2. Analysis of drivers at the NSD site scale

From the previous analysis, the NSD site presented large areas of degradation in biomass production which were not fully explained by rainfall. Thus it is likely that the drivers of biomass production on a local scale are multiple. We conducted a local analysis to go further into the interpretation of potential underlying causes. Due to the weak representativeness of the positive quadratic trends over the NSD site (<0%), we removed it from the RF model.

4.3.2.1. Analysis of Σ NDVI trends according to land cover changes

As a first overview, we looked at the distribution of trend type classes on the basis of land cover changes (Table IV). From Table IV, it can be seen that linear negative Σ NDVI trends occurred in all classes except for areas experiencing a recovery of natural vegetation. This was particularly notable for lateritic plateaus that have seen a strong decrease in biomass production (32%), for degraded hillslopes (36%) and for areas with a regression of croplands (25%). Quadratic negative trends occurred also for all classes with proportions of around 3%, reflecting a recent trend in biomass production reduction. Linear positive trends concerned mainly natural vegetation areas (16%) and areas with an expansion of natural vegetation (16%). Finally, cropland areas and cropland expansion areas were classes dominated by no significant trends in biomass production between 2000 and 2010.

Table IV. Distribution of trend type classes according to land cover changes obtained from post-comparison of Landsat-based classifications (2001 – 2013).

		Trend types			
		<i>Quadratic Negative</i> (3.22%)	<i>Linear Negative</i> (20.77%)	<i>Linear Positive</i> (9.13%)	<i>No trend</i> (66.76%)
No change	Plateaus (34.45%)	4	32	5	59
	Waterbodies (1%)	1	11	12	76
	Cropland (35.40%)	3	12	9	76
	Degraded hillslopes (2.05%)	4	36	4	56
	Bare soil (0.90%)	4	19	9	68
	Natural vegetation (12%)	1	17	16	66
Changes	Cropland regression (3.82%)	4	25	6	65
	Natural vegetation expansion (5.35%)	3	12	16	70
	Cropland expansion (5.13%)	3	16	10	71

4.3.2.2. Random Forest outputs

The overall accuracy of the final RF model was estimated at 72%. Figure 6 shows the relative importance of the contribution of the 5 most important variables to the RF classification model generated by considering climate, natural constraints, accessibility, and demography and land cover data. Figure 7 shows the spatial distribution of the most important variable in the overall RF model.

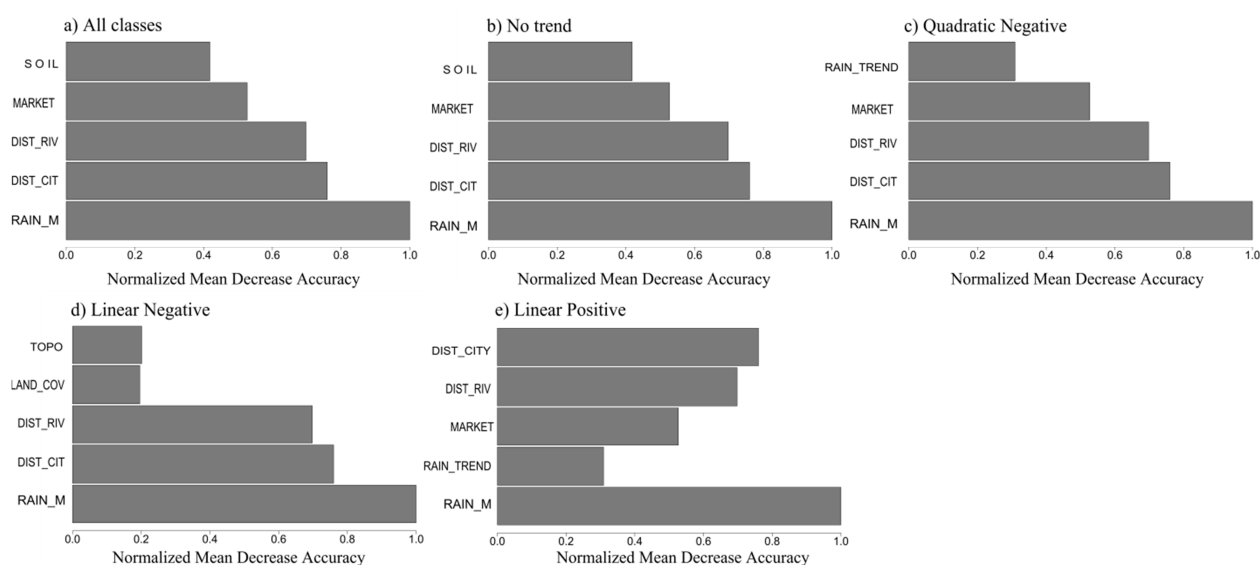


Figure 6. Importance of variables in the Random Forest model according to Σ NDVI trend classes over the Niger site: a) all classes, b) no trend, c) quadratic negative trend, d) linear negative trend and e) positive linear trend. Only the first five variables are displayed. See Table II for variable abbreviations.

Even though biomass production dynamics result from a complex interaction between different kinds of factors including climate variability and population growth, in arid environments such as in the Sahel area, rainfall is considered as an important factor for vegetation growth. Thus, based on this consideration and on the first results obtained in the previous section (Section 4.3.1), we expected that variables related to rainfall would be important factors of discrimination between all trend type classes. Our expectations were verified by the RF model since overall, as well as for each of the four trend type classes, the mean annual rainfall between 2000 and 2010 was identified as the most important for the classification. This is in agreement with previous studies such as Cutler et al. (2007)

who stated that the most important factor selected by the RF model should correspond to our knowledge of biophysical principles. However, we can note that the other four drivers were not linked to climate. They included distance from villages, distance from a river, traveling time to market and type of soil. These results strengthened the idea that human activities as well as environmental conditions (potential water availability or soil fertility) are of importance for biomass production. This also made it possible to confirm the relevance of the approach developed on a regional scale as an initial way of assessing the relative role of climate change and other factors in biomass production changes.

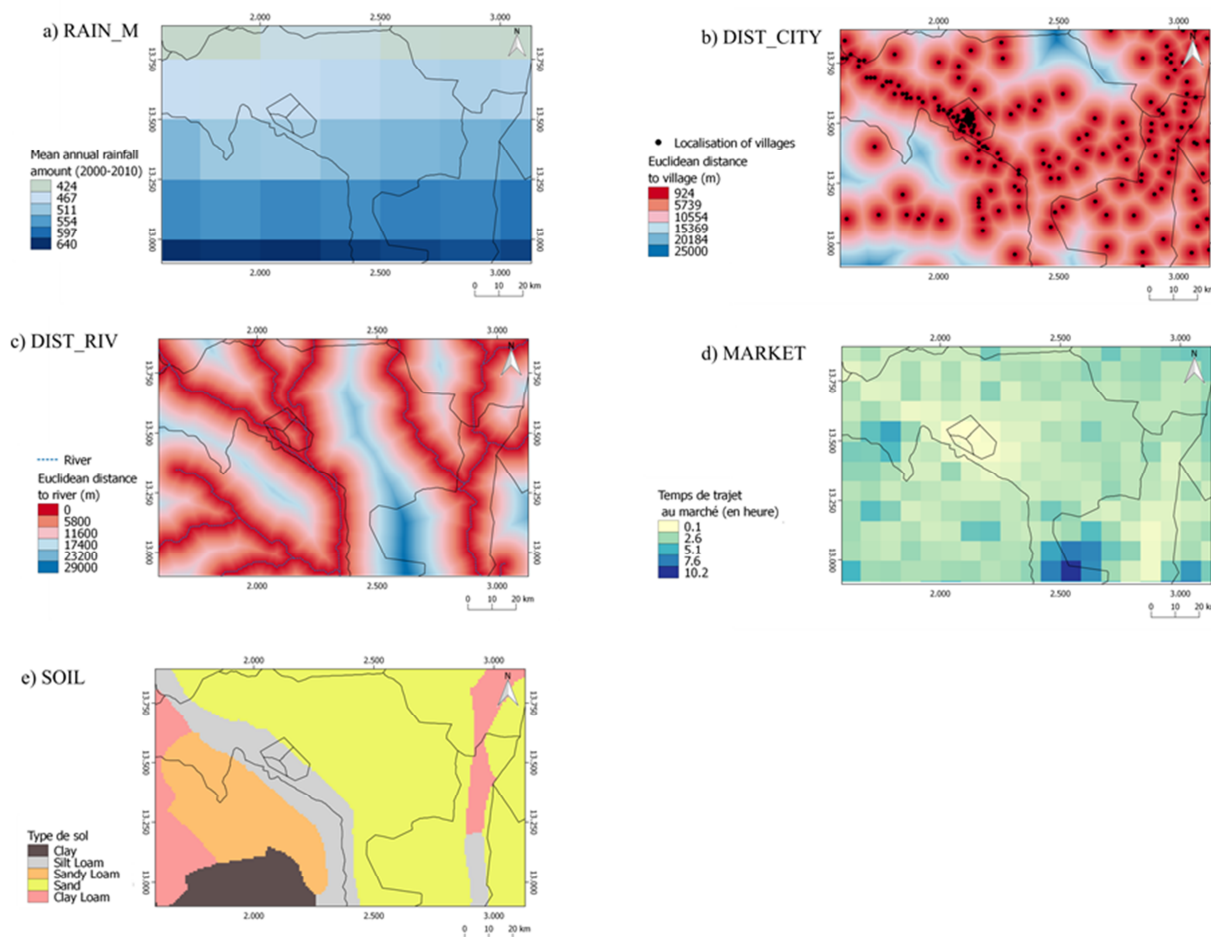


Figure 7. The 5 most important variables related to the discrimination between trend type classes according to RF. See Table II for variable abbreviations.

In general terms, the same behavior can be observed in the classification of a specific trend type category and in the overall RF model. Each time, the relative contribution of the mean annual rainfall was the greatest followed by the distance from villages and distance from rivers. However, for the linear negative trend type there were some differences since the land cover changes and the topographical variables also made a significant contribution.

4.3.2.3. Discussion on the drivers of the biomass production changes at the NSD site scale

Figure 8 shows the partial dependence plots for Σ NDVI trend types in the RF model. They characterize the relationships between individual explaining variables and the biomass production trend classes after accounting for the average impacts of all other variables in the RF model. As mentioned by Liaw and Wiener (2002), for the interpretation of this kind of graph the shape of the trend is more important than absolute values.

First, concerning trends towards a reduction in biomass production, the partial dependence plots of Σ NDVI trend types in the RF model (Figure 8) indicated that the probability of observing a decrease in biomass production decreased with the amount of annual rainfall, notably for rainfall below 560 mm/year, thus following a latitudinal gradient (a). On the other hand, this probability tended to increase for areas far from villages and rivers and with a traveling time to market of more than 4 hours. In addition, linear negative trends in biomass production occurred mainly on clay loam, sand and sandy soil. For quadratic negative trends, areas distant from rivers were also more prone to biomass degradation conditions and so were areas with long traveling times to market (> 6 hours), covering all kinds of soils except clay loam soils. Otherwise, we found that negative trends, both quadratic and linear, were mainly related to the plateau classes meaning that we observed both trends in biomass production degradation from the beginning of the study period as well as in the last few years (Table IV). In our study area, as in the whole Sahel, lateritic plateaus are covered by tiger bushes, a typically banded vegetation pattern consisting of alternating strips of dense vegetation separated by bare soils or low herbaceous cover. In previous studies, such as those of Brinkmann et al. (2012) or Leblanc et al. (2008), a decrease in the tiger bush vegetation cover on lateritic plateaus around Niamey has been highlighted since the 1960s, generally far away from cities and rivers, which tallies with what we found on the partial dependence plots (Figure 8). A possible cause for tiger bush degradation is the overexploitation of timber and fuel wood for supplies to the city of Niamey in order to satisfy the demand for energy, as well as the sampling of certain tree species for traditional medicine purposes. Thus, the expected growth in population, estimated at 66 million by 2050 for Niger (FEWS NET, 2014), together with an increase in the urban population, will probably lead to increasing pressures on these woodlands. The area for harvesting wood was estimated at between 30 and 50 km around the city of Niamey in 1994 and could now reach 100 km (Pierre et al., 2012; Spaeth and Francis, 1994). In addition to the overexploitation of wood, tiger bushes are also prone to overgrazing resulting from a reduction in land for pastoral use arising from the increase in cropped areas, together with an increase in livestock (Hiernaux et al., 2009a). According to the National Institute of Niger (INS, 2014) the livestock of the Tillabéri region was estimated at 4791 thousand head in 2006 and nearly 5800 thousand head in 2011. This phenomenon of a decrease in woody coverage induced by wood harvesting and pasture is a common concern for many Sahel regions (van Vliet et al., 2013), such as around the city of Sikasso in Mali (Brinkmann et al., 2012) or in the Ferlo in Senegal (Brandt et al., 2014a).

Next, Figure 8 shows that the probability of observing an increase in biomass production at the NSD site increased almost continually along with the amount of annual rainfall up to 580 mm/year, with also a higher probability between 530 and 560 mm/year, meaning that the wetter the conditions are the greater the increase in biomass production is. In addition, the increase in biomass production seemed to correspond to areas around villages (4 km), with a distance from rivers of less than 8 km and close to a market. Positive linear trends were mostly found on clay and silt loam soils. Finally, the increase in biomass production was mainly observed for natural vegetation and for cultivated areas (Table IV). Thus, greening trends might be explained by agricultural intensification through the expansion of irrigation field practices promoted by the proximity to the river and the presence of more fertile soils, as well as by the adoption since the 1980s by a number of farmers in the region of assisted natural regeneration, which consists of the protection and management of trees and shrubs in fields. However, further analysis is required to verify our assumption. In any event, this link between the greening trends for cropland areas and the proximity to accessibility factors such as rivers, distance from villages and traveling time to market highlights that they are key variables for agricultural expansion or intensification by reducing transportation costs or allowing better accessibility to markets for both seed purchasing and harvest selling. Another potential explanation for the increase in biomass production, both for croplands and natural vegetation, might be a direct consequence of tiger bush degradation, since this will certainly lead to the generation of more runoff due to an increase in bare areas (Galle et al., 1999) and more water available for vegetation growth in valleys. Lastly, San-Emeterio et al. (2013) also referred to a densification of ligneous vegetation cover in the Dallol Bosso and in lowlands between 1965 and 2010 linked to the development of irrigated vegetable gardens, thus positively affecting biomass production.

Lastly, the partial dependence of areas with no significant changes in biomass production remained constant for the 5 variables, meaning that no significant trends were found for any condition. It is interesting to note that a large share of cropland did not change significantly in terms of biomass production between 2000 and 2010, which can be seen as an important issue in a context of a growing population implying a need for increasing crop production to cover the population's food needs. In the area of the Niamey Square Degree, land use is characterized by an increase in the length of the cropping period and a reduction in the fallowing periods resulting in frequent shifts between cropping and fallowing periods since the 1950s (Hiernaux et al., 2009a; Loireau, 1998). In our land cover classification we considered the crop domain including both crop and fallow areas. Thus, shifting cultivation practices can influence year-to-year biomass production and be seen as with no significant trends.

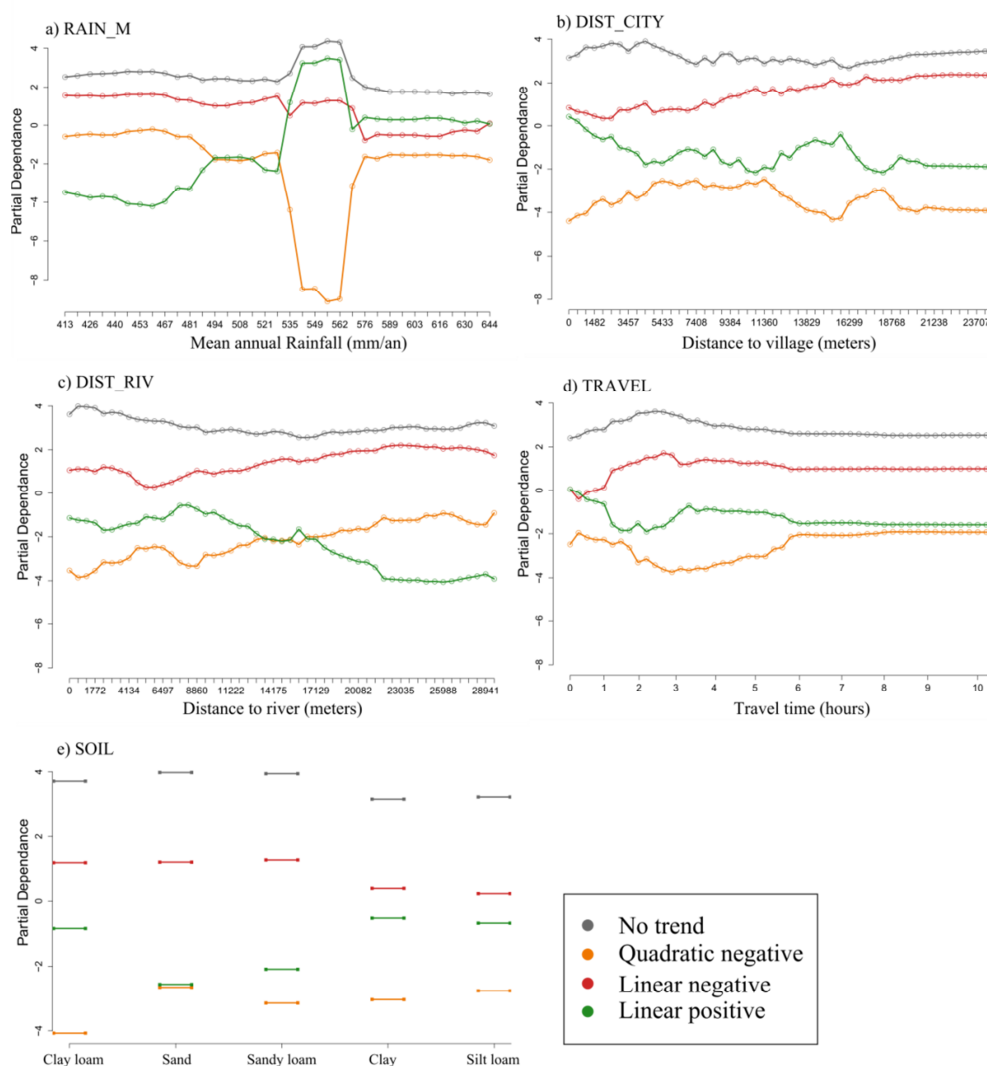


Figure 8. Partial dependence of the five most influential variables in the RF model according to the four NDVI trend types over the Niger site. See Table II for variable abbreviations.

5. General discussion on the approach

As with all sciences, some limitations and possible ways of improving the present study can be given.

First, in this study we considered Σ NDVI as an indicator of biological productivity and thus of land degradation or greening. Nevertheless, some studies highlighted that changes in biodiversity or

species composition may lead to a greening trend while they do not induce environmental enhancement (Brandt et al., 2014; Herrmann and Tappan, 2013). Based on ground measurements in Senegal, Herrmann and Tappan (2013) found, for instance, a reduction in woody species richness despite a greening trend observed in NOAA AVHRR data. This kind of change can have great importance for the assessment of livestock fodder availability, particularly when resulting in an increase in unpalatable species. These authors also demonstrated in a later study, where trends observed in remote sensing observations were linked to land users' perceptions, that there was no significant correlation between the two sources of data (Herrmann et al., 2014). Consequently, if we place these considerations in the framework of food insecurity, this implies that the transition between Σ NDVI and food availability is far from obvious. Thus, we have to be mindful that the use of variables such as Σ NDVI cannot cover the complexity of underlying changes.

Second, for our analysis on both a regional and local scale, the relevance of our approach can be challenged by uncertainties in the consistency of the data used, mainly relating to the use of different spatial and temporal resolutions and also different kinds of geospatial data (e.g. punctual, continuous, from 30 m to 25 km spatial resolution). This is particularly true for such kinds of complex environments characterized by high spatial heterogeneity in processes. For instance, the best resolution used here was 30 m, while most of the processes certainly occurred on a finer scale. In any event, we provided here a conceptual framework for the analysis of biomass production dynamics from regional to local scale that will still be relevant and reapplied when more detailed data of better quality become available.

Lastly, the general feeling that emerges from the study, already pointed out by various authors (e.g. Herrmann et al., 2005; Nutini et al., 2013; Brandt et al., 2014b; Rasmussen et al., 2014), is that ground information is needed in order to validate the trend analysis and to check whether observed trends might be effectively caused by the potential drivers we have highlighted. This is also a major concern for studies on LULCC, as previously highlighted by van Vliet et al. (2013) in their meta-analysis of cropland changes. Indeed, the authors concluded that caution is called for in conclusions about cropland change analyses due to the contrasting results observed between studies and to the lack of quantitative assessments. Nevertheless, the validation of trends requires time series of biomass data with a spatial and temporal scale suitable for comparison with remote sensing time series. Currently, few consistent databases of this type are available, but include the CSE (Centre de Suivi Ecologique) database with biomass data collected from 1987 to 2013 in Senegal (Brandt et al., 2015, 2014b) or the ILRI (International Livestock Research Institute)/AMMA-CATCH (African Monsoon Multidisciplinary Analysis – Coupling the Tropical Atmosphere and the Hydrological Cycle) databases including field observations of vegetation for one site in northeastern Mali (1984-2011) and another in southwestern Niger (1994-2011) for a small area including the area of the NSD site (Hiernaux et al., 2009a, 2009b). For instance, in order to check whether degradation trends in tiger bush areas are caused by the overexploitation of woody vegetation for firewood and overgrazing, spatialized and quantitative information on livestock and firewood trading is required. In addition, local knowledge (both expert and vernacular) might be a very valuable source of information for interpreting trends and is still largely underused in remote sensing studies (Mbow et al., 2015). In a complex environment such as the Sahel, local knowledge can contribute to determining areas with browning/greening trends, developing better indicators of biomass dynamics, and providing information on what has caused the observed changes and the functioning of ecosystems.

6. Conclusion: lessons and perspectives

6.1. What should we remember?

First and foremost we should remember that processes under biomass production dynamics are eminently complex and result from the interaction of biophysical, socio-economic, political and even cultural factors. The relationships between biomass production and underlying processes change across spatial and temporal scales and are far from being linear. On a regional scale, studies focusing on the past 30 years have found an increment in vegetation greenness while, considering the past 10

years, we demonstrated that both greening and browning trends are present on both a regional and local scale. Furthermore, our findings also showed that we cannot give simple and straightforward explanations for the drivers of biomass production dynamics, either on a local scale or even less so on a regional scale, where we found that changes in vegetation were mainly induced by a combination of both climatic and other factors. For instance, when considering only climatic factors, rainfall could have an impact either directly (e.g. degradation of vegetation after prolonged droughts) or indirectly (e.g. changes in the composition of species or changes in land use; Geist and Lambin, 2004). The latter case is more subtle than it seems to be. In addition, when considering only factors linked to land cover or land management shifts, previous studies have also postulated that interpretations of NDVI trends need to be made with caution, since the same transition from one land cover to another could lead to an increase or decrease in NDVI trends depending on climatic zones (Bégué et al., 2011; Leroux et al., 2014).

6.2. What are the perspectives for environmental management policies?

Taking into account challenges raised by the perspectives of growing population pressure and climate change, the assessment of the health of natural and agricultural resources has become a strategic objective. In this context, vegetation monitoring is of particular importance due to its implications for livelihoods, for ecosystem health or carbon sequestration (Brandt et al., 2015). Thus, mapping areas of biomass production changes on both a regional and local scale is essential for implementing appropriate environmental management policies, as well as evaluating the effectiveness of measures already implemented. This study highlights that effective vegetation monitoring requires a multi-scale approach (both in space and time). On a regional scale the results obtained by this study can be helpful in providing spatial information on where changes have occurred and what kind of major drivers are in play and thus target areas to set up more detailed studies. On a local scale, the approach developed here makes it possible to go further in the analysis of potential drivers and thus provide fine-scale information that can be useful for land management, to define region-specific adapted policy objectives and guide policies in order to optimize budgets.

6.3. What are the perspectives for food security policies?

Given the latter considerations, a specific application of the findings of our study can be considered in the framework of food security monitoring systems. Currently, the monitoring of food security is mostly a result of Early Warning Systems (EWS), primarily focusing on food production through the monitoring of agricultural campaigns and agroclimatic events (Genesio et al., 2011). EWS have both a warning role when crises occur and a monitoring role in the long-term perspective. In most existing EWS, time series of vegetation indices are used to assess current vegetation conditions and phenology by producing anomaly maps (Justice and Becker-reshef, 2007). Thus they act only on food insecurity situations due to particular circumstances (e.g. adverse climatic events, pests or diseases) by short-term quick fixes. However, for some countries such as Niger, food insecurity has become endemic, so that the scientific community agrees that there is a need for long-term structural solutions (The World Bank, 2013). By focusing more specifically on agricultural and pasture lands, the approach developed here could help to assess the vulnerability of populations and to delineate areas with a decrease in crop and grassland production, but also to target zones with good potential upon which to put in place long-term food security planning policies. In addition, in Sahel countries, long-term monitoring of natural vegetation areas is also of great importance since, for instance, harvesting and selling timber are among some of the proven survival strategies used during times of food shortage. Lastly, we highlight the complexity and spatial variability of the processes underlying vegetation changes, suggesting that region-specific strategies would be required. In this respect, the high resolution satellite Sentinel-2 launched in June 2015 offers new prospects for both long-term and short-term monitoring of food security by providing time series of high quality data, with high temporal resolution, making it possible to focus more precisely on agricultural areas.

Acknowledgments:

Leroux L. is supported by the CIRAD and by the Centre National d'Etudes Spatiales (Project CNES-TOSCA "Dynafrigue"). This research was also conducted in the framework of the FP7 SIGMA project (<http://www.geoglam-sigma.info/Pages/default.aspx>) funded by the European Commission.

References

- Ali, A., Lebel, T., 2009. The Sahelian standardized rainfall index revisited. *Int. J. Climatol.* 29, 1705–1714. doi:10.1002/joc
- Anyamba, A., Small, J., Tucker, C.J., Pak, E., 2014. Thirty-two Years of Sahelian Zone Growing Season Non-Stationary NDVI3g Patterns and Trends. *Remote Sens.* 6, 3101–3122. doi:10.3390/rs6043101
- Anyamba, A., Tucker, C.J., 2005. Analysis of Sahelian vegetation dynamics using NOAA-AVHRR NDVI data from 1981 – 2003. *J. Arid Environ.* 63, 596–614. doi:10.1016/j.jaridenv.2005.03.007
- Asrar, G., Fushs, M., Kanemasu, E.T., Hatfield, J.L., 1984. Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in Wheat. *Agron. J.* 76, 300–306.
- Bégué, A., Vintrou, E., Ruelland, D., Claden, M., Dessay, N., 2011. Can a 25-year trend in Soudano-Sahelian vegetation dynamics be interpreted in terms of land use change? A remote sensing approach. *Glob. Environ. Chang.* 21, 413–420. doi:10.1016/j.gloenvcha.2011.02.002
- Boschetti, M., Nutini, F., Brivio, P.A., Bartholomé, E., Stroppiana, D., Hoscilo, A., 2013. Identification of environmental anomaly hot spots in West Africa from time series of NDVI and rainfall. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 78, 26–40. doi:10.1016/j.isprsjprs.2013.01.003
- Brandt, M., Mbow, C., Diouf, A. a., Verger, A., Samimi, C., Fensholt, R., 2015. Ground- and satellite-based evidence of the biophysical mechanisms behind the greening Sahel. *Glob. Chang. Biol.* n/a–n/a. doi:10.1111/gcb.12807
- Brandt, M., Romankiewicz, C., Spiekermann, R., Samimi, C., 2014a. Environmental change in time series – An interdisciplinary study in the Sahel of Mali and Senegal. *J. Arid Environ.* 105, 52–63. doi:10.1016/j.jaridenv.2014.02.019
- Brandt, M., Verger, A., Diouf, A., Baret, F., Samimi, C., 2014b. Local Vegetation Trends in the Sahel of Mali and Senegal Using Long Time Series FAPAR Satellite Products and Field Measurement (1982–2010). *Remote Sens.* 6, 2408–2434. doi:10.3390/rs6032408
- Breiman, 2001. Random Forest. *Mach. Learn.* 45, 5–32.
- Brinkmann, K., Schumacher, J., Dittrich, A., Kadaore, I., Buerkert, A., 2012. Analysis of landscape transformation processes in and around four West African cities over the last 50 years. *Landsc. Urban Plan.* 105, 94–105. doi:10.1016/j.landurbplan.2011.12.003
- Chen, J., Jönsson, P., Tamura, M., Gu, Z., Matsushita, B., Eklundh, L., 2004. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky–Golay filter. *Remote Sens. Environ.* 91, 332–344. doi:10.1016/j.rse.2004.03.014
- Cho, J., Lee, Y.-W., Lee, H.-S., 2015. The effect of precipitation and air temperature on land-cover change in the Sahel. *Water Environ. J.* 29, 439–445. doi:10.1111/wej.12118
- Cutler, D.R., Edwards, T.C., Beard, K.H., Cutler, A., Hess, K.T., Gibson, J., Lawler, J.J., 2007. Random forests for classification in ecology. *Ecology* 88, 2783–2792. doi:10.1890/07-0539.1
- D'Herbès, J.M., Valentin, C., 1997. Land surface conditions of the Niamey region : ecological and hydrological implications. *J. Hydrol.* 188–189, 18–42.
- Dardel, C., Kergoat, L., Hiernaux, P., Grippa, M., Mougin, E., Ciais, P., Nguyen, C.C., 2014a. Rain-Use-Efficiency: What it Tells us about the Conflicting Sahel Greening and Sahelian Paradox. *Remote Sens.* 6, 3446–3474. doi:10.3390/rs6043446
- Dardel, C., Kergoat, L., Hiernaux, P., Mougin, E., Grippa, M., Tucker, C.J., 2014b. Re-greening Sahel: 30years of remote sensing data and field observations (Mali, Niger). *Remote Sens. Environ.* 140, 350–364. doi:10.1016/j.rse.2013.09.011
- De Beurs, K.M., Henebry, G.M., 2005. Land surface phenology and temperature variation in the International Geosphere-Biosphere Program high-latitude transects. *Glob. Chang. Biol.* 11, 779–790. doi:10.1111/j.1365-2486.2005.00949.x
- De Jong, R., Bruin, S., de Wit, A., Schaepman, M.E., Dent, D.L., 2011. Analysis of monotonic greening and browning trends from global NDVI time-series. *Remote Sens. Environ.* 115, 692–702. doi:10.1016/j.rse.2010.10.011
- De Jong, R., Schaepman, M.E., Furrer, R., Bruin, S., Verburg, P.H., 2013a. Spatial relationship between climatologies and changes in global vegetation activity. *Glob. Chang. Biol.* 19, 1953–1964. doi:10.1111/gcb.12193
- De Jong, R., Verbesselt, J., Zeileis, A., Schaepman, M.E., 2013b. Shifts in Global Vegetation Activity Trends. *Remote Sens.* 5, 1117–1133. doi:10.3390/rs5031117

- Eklundh, L., Olsson, L., 2003. Vegetation index trends for the African Sahel 1982–1999. *Geophys. Res. Lett.* 30, 1–4. doi:10.1029/2002GL016772
- Estes, A.B., Kuemmerle, T., Kushnir, H., Radeloff, V.C., Shugart, H.H., 2012. Land-cover change and human population trends in the greater Serengeti ecosystem from 1984–2003. *Biol. Conserv.* 147, 255–263. doi:10.1016/j.biocon.2012.01.010
- Evans, J., Geerken, R., 2004. Discrimination between climate and human-induced dryland degradation. *J. Arid Environ.* 57, 535–554. doi:10.1016/S0140-1963(03)00121-6
- Fensholt, R., Rasmussen, K., 2011a. Remote Sensing of Environment Analysis of trends in the Sahelian “rain-use efficiency” using GIMMS NDVI, RFE and GPCP rainfall data. *Remote Sens. Environ.* 115, 438–451. doi:10.1016/j.rse.2010.09.014
- Fensholt, R., Rasmussen, K., 2011b. Analysis of trends in the Sahelian “rain-use efficiency” using GIMMS NDVI, RFE and GPCP rainfall data. *Remote Sens. Environ.* 115, 438–451. doi:10.1016/j.rse.2010.09.014
- Fensholt, R., Rasmussen, K., Kaspersen, P., Huber, S., Horion, S., Swinnen, E., 2013. Assessing Land Degradation/Recovery in the African Sahel from Long-Term Earth Observation Based Primary Productivity and Precipitation Relationships. *Remote Sens.* 5, 664–686. doi:10.3390/rs5020664
- FEWS NET, 2014. NIGER FOOD SECURITY BRIEF.
- Funk, C., Rowland, J., Adoum, A., Eilerts, G., Verdin, J., White, L., 2012. A Climate Trend Analysis of Senegal. Galle, S., Ehrmann, M., Peugeot, C., 1999. Water balance in a banded vegetation pattern. *Catena* 37, 197–216. doi:10.1016/S0341-8162(98)90060-1
- Geist, H.J., Lambin, E.F., 2004. Dynamic Causal Patterns of Desertification. *Bioscience* 54, 817. doi:10.1641/0006-3568(2004)054[0817:DCPOD]2.0.CO;2
- Genesio, L., Bacci, M., Baron, C., Diarra, B., Di Vecchia, A., Alhassane, A., Hassane, I., Ndiaye, M., Philippon, N., Tarchiani, V., Traoré, S.B., 2011. Early warning systems for food security in West Africa: evolution, achievements and challenges. *Atmos. Sci. Lett.* 12, 142–148. doi:10.1002/asl.332
- Hein, L., Ridder, N. De, 2006. Desertification in the Sahel : a reinterpretation. *Glob. Chang. Biol.* 12, 751–758. doi:10.1111/j.1365-2486.2006.01135.x
- Hein, L., Ridder, N. De, Hiernaux, P., Leemans, R., Wit, A. De, Schaepman, M.E., 2011. Desertification in the Sahel : Towards better accounting for ecosystem dynamics in the interpretation of remote sensing images. *J. Arid Environ.* 75, 1164–1172. doi:10.1016/j.jaridenv.2011.05.002
- Helldén, U., Tottrup, C., 2008. Regional desertification : A global synthesis. *Glob. Planet. Change* 64, 169–176.
- Herrmann, S.M., Anyamba, A., Tucker, C.J., 2005. Recent trends in vegetation dynamics in the African Sahel and their relationship to climate. *Glob. Environ. Chang.* 15, 394–404. doi:10.1016/j.gloenvcha.2005.08.004
- Herrmann, S.M., Sall, I., Sy, O., 2014. People and pixels in the Sahel : a study linking coarse-resolution remote sensing observations to land users’ perceptions of their changing environment in Senegal. *Ecol. Soc.* 19, 18.
- Herrmann, S.M., Tappan, G., 2013. Vegetation impoverishment despite greening : A case study from central Senegal. *J. Arid Environ.* 90, 55–66.
- Heumann, B.W., Seaquist, J.W., Eklundh, L., Jönsson, P., 2007. AVHRR derived phenological change in the Sahel and Soudan , Africa , 1982 – 2005. *Remote Sens. Environ.* 108, 385–392. doi:10.1016/j.rse.2006.11.025
- Hickler, T., Eklundh, L., Seaquist, J.W., Smith, B., Ardo, J., Olsson, L., Sykes, M.T., Sjöström, M., 2005. Precipitation controls Sahel greening trend. *Geophys. Res. Lett.* 32, 1–4. doi:10.1029/2005GL024370
- Hiernaux, P., Ayantunde, A., Kalilou, A., Mougin, E., Gérard, B., Baup, F., Grippa, M., Djaby, B., 2009a. Trends in productivity of crops , fallow and rangelands in Southwest Niger : Impact of land use , management and variable rainfall. *J. Hydrol.* 375, 65–77. doi:10.1016/j.jhydrol.2009.01.032
- Hiernaux, P., Diarra, L., Trichon, V., Mougin, E., Soumaguel, N., Baup, F., 2009b. Woody plant population dynamics in response to climate changes from 1984 to 2006 in Sahel (Gourma , Mali). *J. Hydrol.* 375, 103–113. doi:10.1016/j.jhydrol.2009.01.043
- Hoscilo, A., Balzter, H., Bartholomé, E., Boschetti, M., Brivio, P. a., Brink, A., Clerici, M., Pekel, J.F., 2014. A conceptual model for assessing rainfall and vegetation trends in sub-Saharan Africa from satellite data. *Int. J. Climatol.* 11. doi:10.1002/joc.4231
- Huber, S., Fensholt, R., Rasmussen, K., 2011. Water availability as the driver of vegetation dynamics in the African Sahel from 1982 to 2007. *Glob. Planet. Change* 76, 186–195.
- Huffman, G.J., Bolvin, D.T., Nelkin, E.J., Wolff, D.B., Adler, R.F., Gu, G., Hong, Y., Bowman, K.P., Stocker, E.F., 2007. The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA): Quasi-Global, Multiyear, Combined-Sensor Precipitation Estimates at Fine Scales. *J. Hydrometeorol.* 8, 38–55. doi:10.1175/JHM560.1
- Hulme, M., 2001. Climatic perspectives on Sahelian desiccation : 1973 - 1998. *Glob. Environ. Chang.* 11, 19–29.

- Ibrahim, Y., Balzter, H., Kaduk, J., Tucker, C.J., 2015. Land Degradation Assessment Using Residual Trend Analysis of GIMMS NDVI3g, Soil Moisture and Rainfall in Sub-Saharan West Africa from 1982 to 2012. *Remote Sens.* 7, 5471–5494. doi:10.3390/rs70505471
- INS, 2014. Annuaire statistique du Niger 2008-2012: Elevage [WWW Document]. URL http://www.stat-niger.org/statistique/file/Annuaire_Statistiques/INS_2012/AS2008-2012ELEVAGE.pdf
- Jamali, S., Seaquist, J., Eklundh, L., Ardö, J., 2014. Automated mapping of vegetation trends with polynomials using NDVI imagery over the Sahel. *Remote Sens. Environ.* 141, 79–89. doi:10.1016/j.rse.2013.10.019
- Justice, C., Becker-Reshef, I., 2007. Developing a strategy for global agricultural monitoring in the framework of Group on Earth Observations (GEO) Workshop Report. Rome.
- Justice, C., Vermote, E.F., Townshend, J., DeFries, R.S., Roy, D.P., Hall, D.K., Salomonson, V.V., Privette, J.L., Riggs, G., Strahler, A.H., Lucht, W., Myneni, R., Knyazikhin, Y., Running, S.W., Nemani, R.R., Huete, A., van Leeuwen, W., Wolfe, R.E., Giglio, L., Muller, J., Lewis, P., Barnsley, M.J., 1998. The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): land remote sensing for global change research. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 36, 1228–1249. doi:10.1109/36.701075
- Kaptué Tchuenté, A.T., Prihodko, L., Hanan, N.P., 2015. On greening and degradation in Sahelian watersheds. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 2015, 1–6. doi:10.1073/pnas.1509645112
- Kindu, M., Schneider, T., Teketay, D., Knoke, T., 2015. Drivers of land use/land cover changes in Munessa-Shashemene landscape of the south-central highlands of Ethiopia. *Environ. Monit. Assess.* 187, 452. doi:10.1007/s10661-015-4671-7
- Knauer, K., Gessner, U., Kuenzer, C., Dech, S., 2014. Remote sensing of vegetation dynamics in West Africa – a review. *Int. J. Remote Sens.* (accepted), 37–41. doi:10.1080/01431161.2014.954062
- Lambin, E.F., Turner, B.L., Geist, H.J., Agbola, S.B., Angelsen, A., Bruce, J.W., Coomes, O.T., Dirzo, R., Fischer, G., Folke, C., George, P.S., Homewood, K., Imbernon, J., Leemans, R., Li, X., Moran, E.F., Mortimore, M., Ramakrishnan, P.S., Richards, J.F., Skånes, H., Steffen, W., Stone, G.D., Svedin, U., Veldkamp, T. a., Vogel, C., Xu, J., 2001. The causes of land-use and land-cover change: moving beyond the myths. *Glob. Environ. Chang.* 11, 261–269. doi:10.1016/S0959-3780(01)00007-3
- Lebel, T., Ali, A., 2009. Recent trends in the Central and Western Sahel rainfall regime (1990–2007). *J. Hydrol.* 375, 52–64. doi:10.1016/j.jhydrol.2008.11.030
- Leblanc, M.J., Favreau, G., Massuel, S., Tweed, S.O., Loireau, M., Cappelaere, B., 2008. Land clearance and hydrological change in the Sahel: SW Niger. *Glob. Planet. Change* 61, 135–150. doi:10.1016/j.gloplacha.2007.08.011
- Leroux, L., Bégué, A., Lo Seen, D., 2014. Regional analysis of Crop and Natural Vegetation in West Africa based on NDVI metrics, in: IEEE (Ed.), IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium. Québec, Canada, pp. 5107–5110.
- Liaw, A., Wiener, M., 2002. Classification and Regression by randomForest. *R news* 2, 18–22. doi:10.1177/154405910408300516
- Loireau, M., 1998. Espaces-Ressources-Usages: Spatialisation des interactions dynamiques entre les systèmes sociaux et les systèmes écologiques au Sahel nigérien.
- Mahaman, I., 2001. Evolution à long terme de la fertilité des sols dans la région de Maradi, Dryland Reserach.
- Mbow, C., Brandt, M., Ouedraogo, I., de Leeuw, J., Marshall, M., 2015. What Four Decades of Earth Observation Tell Us about Land Degradation in the Sahel? *Remote Sens.* 7, 4048–4067. doi:10.3390/rs70404048
- Mutoko, M.C., Hein, L., Bartholomeus, H., 2014. Integrated analysis of land use changes and their impacts on agrarian livelihoods in the western highlands of Kenya. *Agric. Syst.* 128, 1–12. doi:10.1016/j.agry.2014.04.001
- Nicholson, S.A., 2005. On the question of the “ recovery ” of the rains in the West African Sahel 63, 615–641. doi:10.1016/j.jaridenv.2005.03.004
- Nicholson, S.E., Tucker, C.J., Ba, M.B., 1998. Surface Vegetation : An Example from the West African Sahel. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 79, 815–829.
- Nutini, F., Boschetti, M., Brivio, P.A., Bocchi, S., Antoninetti, M., 2013. Land-use and land-cover change detection in a semi-arid area of Niger using multi-temporal analysis of Landsat images. *Int. J. Remote Sens.* 34, 4769–4790.
- Olsson, L., Eklundh, L., Ardo, J., 2005. A recent greening of the Sahel — trends , patterns and potential causes. *J. Arid Environ.* 63, 556–566. doi:10.1016/j.jaridenv.2005.03.008
- Pettorelli, N., Vik, J.O., Mysterud, A., Gaillard, J., Tucker, C.J., Stenseth, N.C., 2005. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *TRENDS Ecol. Evol.* 20, 503–510. doi:10.1016/j.tree.2005.05.011
- Pierre, C., Yéro, K.S., Dessay, N., Descroix, L., 2012. Les séries de cartes d’occupation des sols de 1950 à nos jours et cartes numériques du site NIGER.

- Pricope, N.G., Husak, G., Lopez-Carr, D., Funk, C., Michaelsen, J., 2013. The climate-population nexus in the East African Horn: Emerging degradation trends in rangeland and pastoral livelihood zones. *Glob. Environ. Chang.* 23, 1525–1541. doi:10.1016/j.gloenvcha.2013.10.002
- Prince, S.D., Brown de Colstoun, E., Kravitz, L.L., 1998. Evidence from rain-use efficiencies does not indicate extensive Sahelian desertification. *Glob. Chang. Biol.* 4, 359–374.
- Prince, S.D., Wessels, K., Tucker, C.J., Nicholson, S.E., 2007. Desertification in the Sahel : a reinterpretation of a reinterpretation. *Glob. Chang. Biol.* 13, 1308–1313. doi:10.1111/j.1365-2486.2007.01356.x
- Rasmussen, K., Fensholt, R., Fog, B., Vang Rasmussen, L., Yanogo, I., 2014. Explaining NDVI trends in northern Burkina Faso. *Geogr. Tidsskr. J. Geogr.* 114, 17–24. doi:10.1080/00167223.2014.890522
- San-Emeterio, J.L., Alexandre, F., Andrieu, J., Génin, A., Mering, 2013. Changements socio-environnementaux et dynamiques des paysages ruraux le long du gradient bioclimatique nord-sud dans le sud-ouest du Niger (régions de Tillabery et de Dosso). *VertigO* 13, 1–27.
- Schlenker, W., Lobell, D.B., 2010. Robust negative impacts of climate change on African agriculture. *Environ. Res. Lett.* 5, 014010. doi:10.1088/1748-9326/5/1/014010
- Sequist, J.W., Hickler, T., Eklundh, L., Ardo, J., Heumann, B.W., 2009. Disentangling the effects of climate and people on Sahel vegetation dynamics. *Biogeosciences* 6, 469–477.
- Spaeth, H.J., Francis, M.L., 1994. Deforestation and land surface change in the hinterland of Niamey, Niger. *Appl. Geogr. Dev.* 43, 27.
- Tappan, G., Sall, M., Wood, E., Cushing, M., 2004. Ecoregions and land cover trends in Senegal. *J. Arid Environ.* 59, 427–462. doi:10.1016/j.jaridenv.2004.03.018
- Tarchiani, V., Di Vecchia, A., Genesio, L., Sorani, F., 2008. Monitoring drylands ecosystem dynamics for sustainable development policies: the Keita experience, in: Lee, C., Schaaf, T. (Eds.), *The Future of Drylands*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 395–407. doi:10.1007/978-1-4020-6970-3_38
- Teferi, E., Bewket, W., Uhlenbrook, S., Wenninger, J., 2013. Understanding recent land use and land cover dynamics in the source region of the Upper Blue Nile, Ethiopia: Spatially explicit statistical modeling of systematic transitions. *Agric. Ecosyst. Environ.* 165, 98–117. doi:10.1016/j.agee.2012.11.007
- The World Bank, 2013. Agricultural sector risk assessment in Niger: Moving from Crisis Response to Long-Term Risk Management.
- Tucker, C.J., 1985. Satellite Remote Sensing of Total Herbaceous Biomass Production in the Senegalese Sahel : 1980-1984. *Remote Sens. Environ.* 17, 233–249.
- Tucker, C.J., 1979. Red and Photographic Infrared linear Combinations for Monitoring Vegetation. *Remote Sens. Environ.* 8, 127–150.
- United Nations, 2013. World Population Prospects : The 2012 Revision, Highlights and advance tables.
- Van Vliet, N., Reenberg, A., Rasmussen, L.V., 2013. Scientific documentation of crop land changes in the Sahel: A half empty box of knowledge to support policy? *J. Arid Environ.* 95, 1–13. doi:10.1016/j.jaridenv.2013.03.010
- Vermote, E.F., El Saleous, N.Z., Justice, C., 2002. Atmospheric correction of MODIS data in the visible to middle infrared: first results. *Remote Sens. Environ.* 83, 97–111. doi:10.1016/S0034-4257(02)00089-5
- Vu, Q.M., Le, Q.B., Vlek, P.L.G., 2014. Hotspots of human-induced biomass productivity decline and their social–ecological types toward supporting national policy and local studies on combating land degradation. *Glob. Planet. Change* 121, 64–77. doi:10.1016/j.gloplacha.2014.07.007
- Wessels, K., Prince, S.D., Malherbe, J., Small, J., Frost, P., VanZyl, D., 2007. Can human-induced land degradation be distinguished from the effects of rainfall variability ? A case study in South Africa. *J. Arid Environ.* 68, 271–297. doi:10.1016/j.jaridenv.2006.05.015